

Modelos no deterministas de evaluación de la sostenibilidad de instalaciones energéticas edificatorias

Autor: Alberto Castro Rascado

Tesis doctoral / 2021

Directora: María del Pilar de la Cruz López.

Codirector: Juan José Cartelle Barros.

Tutor: Alfredo del Caño Gochi

Programa de doctorado en Ingeniería Naval e Industrial



UNIVERSIDADE DA CORUÑA

Agradecimientos

En primer lugar, quisiera expresar mi agradecimiento a mis directores de tesis, los Profs. D.^a Pilar de la Cruz y D. Juan J. Cartelle, y, en especial, a mi Tutor, Prof. D. Alfredo del Caño. Sin su colaboración, su ánimo, su tesón, su actitud, y, sobre todo, su confianza, este trabajo nunca hubiese visto la luz.

Quiero agradecer también al equipo de profesionales de la UADI de la Universidade da Coruña que han sabido conducir pacientemente mi, no siempre ortodoxo, periplo administrativo, consiguiendo, con eficacia y mucha comprensión, encauzarme en la tramitación del, para mí, farragoso expediente.

Sería complicado recordar aquí a todos a los que he ido solicitando ayuda en este proceso. E injusto, pues siempre me quedaría alguien en el tintero. Son tantos que es difícil no olvidar a alguno. Prefiero hacer genérica mi gratitud y dedicársela a todos ellos en igual medida, pues, si quizás cuantitativamente la ayuda demandada puede haber sido diferente en cada caso, la calidad del apoyo recibido ha sido, sin excepción, exquisita.

Desde el punto de vista personal, doy también las gracias a aquellas personas más cercanas, a Susana, mi esposa, por su apoyo total en esta empresa. Sin duda, brindaremos para celebrarlo. A mis hijas, Laura e Irene, mis (ya no tan) niñas, a las que tengo la obligación de agradecerles todos los días su comprensión. Y a mi madre y a mis hermanos, por todo lo que llevamos recorrido.

Por último, quiero también dar las gracias a todas aquellas personas, amigos y compañeros que, sin haberlos mencionado implícita o explícitamente, han aportado sus puntos de vista, sus opiniones, sus críticas, siempre constructivas, sus disertaciones, en ocasiones su mera compañía, de forma que, entre todos, aún a veces sin saberlo, me han prestado su ayuda de alguna manera.

Agradecementos

En primeiro lugar, quixera expresar o meu agradecemento aos meus directores de teses, os Profs. D.^a Pilar de la Cruz e D. Juan J. Cartelle, e, en especial, ao meu Tutor, Prof. D. Alfredo del Caño. Sen a súa colaboración, os seus folgos, a súa tenacidade, a súa actitude, e, sobre todo, a súa confianza, este traballo nunca tería visto a luz.

Quero agradecer tamén á equipa de profesionais da UADI da Universidade da Coruña que souberon conducir pacientemente o meu, non sempre ortodoxo, periplo administrativo, conseguindo, con eficacia e moita comprensión, guiarme na tramitación do, para min, atrapallado expediente.

Sería complicado lembrar aquí a todos aos que solicitei axuda neste proceso. E inxusto, pois sempre me quedaría alguén no tinteiro. Son tantos que é difícil non esquecer algún. Prefiro facer xenérica a miña gratitude e dedicárllela a todos eles en igual medida, pois, aínda que pode que cuantitativamente a axuda demandada fora diferente en cada caso, a calidade do apoio recibido foi, sen excepción, exquisita.

Desde o punto de vista persoal, dou tamén as grazas a aquelas persoas máis próximas, a Susana, a miña esposa, polo seu apoio total nesta viaxe. Sen dúbida, brindaremos para celebralo. Ás miñas fillas, Laura e Irene, as miñas (xa non tan) nenas, ás que teño a obriga de agradecerlles tódolos días a súa comprensión. E á miña nai e aos meus irmáns, por todo o que levamos percorrido.

Por último, quero tamén darlle as grazas a todas aquelas persoas, amigos e compañeiros que, sen mencionalos implícita ou explicitamente, aportaron os seus puntos de vista, as súas opinións, as súas críticas, sempre construtivas, as súas disertacións, ás ocasións, a súa mera compañía, de forma que, entre todos, aínda ás veces sen sabelo, prestáronme a súa axuda dalgún xeito.

Acknowledgements

First of all, I would like to express my gratitude to my thesis advisors, Professors Ms. Pilar de la Cruz and Mr. Juan J. Cartelle, and, specially, my Tutor, Professor. Mr. Alfredo del Caño. Without their collaboration, their encouragement, their tenacity, their attitude, and, above all, their confidence, this work would never have seen the light.

I also want to thank the team of professionals from the UADI of the Universidade da Coruña who have patiently managed my, not always orthodox, administrative journey, managing, with efficiency and a lot of understanding, directing me in the processing of the, for me, cumbersome file.

It would be difficult to remember here everyone I have asked for help in this process. And unfair, because someone would be left unnamed. There are so many that it is difficult not to forget someone. I prefer to make my gratitude generic and dedicate it to all of them in equal measure, because, if perhaps quantitatively the help requested may have been different in each case, the quality of the support received has been, without exception, exquisite.

From a personal point of view, I also thank those closest to me, Susana, my wife, for her total support in this enterprise. Without a doubt, we will toast to celebrate. To my daughters, Laura and Irene, my (not so) girls, to whom I have the obligation to thank them every day for their understanding. And to my mother and my brothers, for all that we have traveled.

Finally, I also want to thank all those people, friends and colleagues who, without having mentioned them implicitly or explicitly, have helped with their points of view, their opinions, their always constructive criticism, their speeches, sometimes with their mere company. So that, among all of them, even sometimes without knowing it, they have given me their help in some way.

Resumen

La elección entre varias alternativas es un proceso mediante el que se analizan las ventajas de cada una de las opciones, y se acaba decidiendo la que se considera la mejor. Cuando las características de las alternativas son conocidas, los criterios de elección son pocos y definidos, y las consecuencias de la elección realizada son triviales, el proceso es sencillo. Cuando, en cambio, no se conocen en detalle las características de las alternativas, o los criterios que intervienen son muchos, o las consecuencias tienen consideración, el procedimiento decisorio se vuelve complejo, y no es fácil ponderar los criterios de elección de una manera intuitiva. La complejidad aumenta todavía más cuando existe variabilidad o incertidumbre a la hora de estimar los parámetros del modelo de decisión. Además de incertidumbre, puede haber otros problemas que dificulten la toma de decisiones: vaguedad, ambigüedad, subjetividad o discrepancias. En estos casos se hace necesario utilizar herramientas que nos permitan sistematizar el problema, y nos ayuden a lograr que la alternativa elegida se corresponda en realidad con la mejor de las disponibles. Los métodos de decisión multicriterio se vienen empleando desde hace años como potentes herramientas para la resolución de este tipo de problemas. En esta Tesis Doctoral se trabaja con una de estas herramientas, el Modelo Integrado de Valor para la Evaluación de la Sostenibilidad - MIVES, aplicándola a la resolución de un caso concreto. MIVES se concibió en principio como un método determinista. En esta Tesis se presentan dos métodos para resolver el problema en situaciones en las que existe incertidumbre u otros de los problemas aludidos: uno basado en la simulación estocástica, y otro en la aritmética difusa. El caso de estudio utilizado corresponde al sistema de calefacción de un edificio residencial, para el cual se han analizado cuatro posibles alternativas: calefacción individual hidrónica con radiadores y caldera de gas natural, mismo sistema que el anterior, pero de producción centralizada, mismo sistema de producción anterior, pero distribución por suelo radiante y multi-splits. El modelo de evaluación creado incluye un total de 22 indicadores de los ámbitos económico, social y ambiental. El método determinista y los dos no deterministas se han aplicado a este caso de estudio, concluyéndose que el orden de prevalencia de las alternativas estudiadas es: (1) multi-splits; (2) suelo radiante con producción centralizada; (3) producción centralizada con radiadores; (4) producción individual con radiadores.

Resumo

A elección entre varias alternativas é un proceso mediante o que se analizan as vantaxes de cada unha das opcións, e remátase decidindo a que se considera a mellor. Cando as características das alternativas son coñecidas, os criterios de elección son poucos e definidos, e as consecuencias da elección realizada son triviais, o proceso é sinxelo. Cando, en cambio, non se coñecen en detalle as características das alternativas, ou os criterios que interveñen son moitos, ou as consecuencias teñen consideración, o procedemento decisorio vólvese complexo, e non é fácil ponderar os criterios de elección dunha maneira intuitiva. A complexidade aumenta aínda máis cando existe variabilidade ou incerteza á hora de estimar os parámetros do modelo de decisión. Ademais de incerteza, pode haber outros problemas que dificulten a toma de decisións: imprecisión, ambigüidade, subxectividade ou discrepancias. Nestes casos faise necesario empregar ferramentas que nos permitan sistematizar o problema, e nos axuden a lograr que a alternativa elixida se corresponda en realidade coa mellor das dispoñibles. Os métodos de decisión multicriterio véñense usando hai anos como potentes ferramentas para a resolución deste tipo de problemas. Nesta Tese Doutoral trabállase cunha destas ferramentas, o Modelo Integrado de Valor para a Avaliación da Sostibilidade - MIVES, aplicándoa á resolución dun caso concreto. MIVES concibiuse en principio como unha aplicación determinista. Nesta Tese, preséntanse dous métodos para resolver o problema en situacións nas que existe incerteza ou algún dos problemas aludidos: un se baséase na simulación estocástica, e outro na aritmética difusa. O caso de estudio utilizado corresponde ao sistema de calefacción dun edificio residencial, para o que analizáronse catro posibles alternativas: calefacción individual hidrónica con radiadores e caldeira de gas natural, mesmo sistema ca o anterior pero de produción central, mesmo sistema de produción anterior pero distribución por solo radiante e multi-splits. O modelo de avaliación creado inclúe un total de 22 indicadores dos ámbitos económico, social e ambiental. O método determinista e os dous non deterministas aplicáronse a este caso de estudo, concluíndo que a orde de prelación das alternativas estudias é: (1) multi-splits; (2) solo radiante e produción central; (3) produción central con radiadores; (4) produción individual con radiadores.

Abstract

The choice between several alternatives is a process by which the advantages of each of the options are analyzed, and it ends up deciding which one is considered the best. When the characteristics of the alternatives are known, the selection criteria are few and defined, and the consequences of the choice made are trivial, the process is simple. When, on the other hand, the characteristics of the alternatives are not known in detail, or the criteria involved are many, or the consequences are important, the decision-making procedure becomes complex, and it is not easy to weigh the selection criteria in an intuitive way. Complexity increases even more when there is variability or uncertainty when estimating the parameters of the decision model. In addition to uncertainty, there may be other problems that hinder decision-making: vagueness, ambiguity, subjectivity or discrepancies. In these cases, it is necessary to use tools that allow us to systematize the problem, and help us to achieve that the chosen alternative actually corresponds to the best of those available. Multi-criteria decision methods have been used for years as powerful tools for solving these types of problems. In this Doctoral Thesis we work with one of these tools, the Integrated Value Model for the Evaluation of Sustainability - MIVES, applying it to the resolution of a specific case. MIVES was originally conceived as a deterministic method. In this Thesis, two methods are presented to solve the problem in situations in which there is uncertainty or other problems mentioned: one based on stochastic simulation, and the other on fuzzy arithmetic. The case study used corresponds to the heating system of a residential building, for which four possible alternatives have been analyzed: individual hydronic heating with radiators and natural gas boiler, the same system as the previous one, but with centralized production, the previous same heating system for production, but distribution by underfloor heating and multi-splits. The evaluation model created includes a total of 22 indicators from the economic, social and environmental areas. The deterministic and the two non-deterministic methods have been applied to this case study, concluding that the order of prevalence of the alternatives studied is: (1) multi-splits; (2) underfloor heating with centralized production; (3) centralized production with radiators; (4) individual production with radiators.

Contenido

Agradecimientos..... i

Resumen..... vii

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN, ESTADO DEL CONOCIMIENTO Y OBJETIVOS DE LA TESIS

1.1 Introducción1.1

1.2. Estado del arte y carencias detectadas1.2

1.2.1. El concepto de sostenibilidad. Nacimiento y evolución a lo largo del tiempo1.2

1.2.2. Sostenibilidad, construcción y edificación.....7

1.2.3. Métodos multicriterio de apoyo en la toma de decisiones1.10

1.2.4. Sostenibilidad e instalaciones de calefacción y climatización.

Carencias detectadas1.16

1.3 Objetivos y estructura de la tesis. Cumplimiento de objetivos1.20

1.4 Cumplimiento de requisitos sobre trabajos científicos por parte de esta tesis1.23

1.5 Resumen.....1.23

CAPÍTULO 2. MÉTODO MIVES DETERMINISTA GENERALIZADO

2.1. Introducción y aspectos generales.....2.1

2.2. Objetivos de este capítulo2.6

2.3. El método MIVES.....2.6

2.3.1 Fase A: Definición del problema a resolver y las decisiones a tomar ..2.9

2.3.2 Fase B: Recopilar información acerca del proyecto, del modelo y de los indicadores.....2.10

2.3.3 Fase C: Construcción del árbol de requerimientos2.10

2.3.4 Fase D1: Establecimiento de las funciones de valor y de los criterios	
Pasa/no pasa	2.11
2.3.5 Fase D2: Establecer el peso de los parámetros del modelo. Métodos	2.18
2.3.5.1 Fase D2: Establecer pesos mediante puntuación directa	2.18
2.3.5.2 Fase D2: Establecer pesos con el método de las proporciones	2.18
2.3.5.3 Fase D2: Establecer pesos con el Proceso Analítico Jerárquico.....	2.19
2.3.6 Fase E: Realizar un análisis de sensibilidad y robustez del modelo ...	2.28
2.3.7 Fase F: Definir las alternativas de diseño para resolver el problema..	2.30
2.3.8 Fase G: Identificar y reducir problemas que llevan a la necesidad de una evaluación no determinista	2.30
2.3.9 Fase H: Evaluación de las diferentes alternativas de diseño.....	2.31
2.3.10 Fase I: Análisis crítico de los resultados y toma de decisiones	2.32
2.3.11 Fase J: Recopilar datos del ciclo de vida, para proyectos o trabajos Futuros	2.33
2.4. Técnicas auxiliares que pueden emplearse en algunas de las fases del método MIVES	2.34
2.4.1 Introducción	2.34
2.4.2 Análisis de documentos del proyecto.....	2.34
2.4.3 Experiencias pasadas.....	2.35
2.4.4 Opiniones de expertos.....	2.35
2.4.5 Entrevistas	2.35
2.4.6 Grupos nominales	2.36
2.4.7 Tormenta de ideas	2.36

2.4.8 Método Delphi	2.38
2.5. Resumen	2.39

CAPÍTULO 3. PROBLEMAS QUE LLEVAN A LA NECESIDAD DE UNA EVALUACIÓN NO DETERMINISTA. MÉTODOS Y TÉCNICAS PARA DICHA EVALUACIÓN

3.1. Introducción.....	3.1
3.2. Objetivos de este capítulo.....	3.2
3.3. Aspectos que pueden llevar a la necesidad de una evaluación no determinista, y componentes de un modelo MIVES que se ven afectados por dichos aspectos	3.3
3.4. Técnicas de identificación y reducción de los problemas referidos en este capítulo	3.9
3.4.1 Introducción.....	3.9
3.4.2 Análisis de documentos del proyecto	3.11
3.4.3 Análisis de hipótesis y restricciones asumidas	3.11
3.4.4 Tablas de reducción de la vaguedad, ambigüedad y subjetividad....	3.12
3.4.5 Experiencias pasadas	3.13
3.4.6 Opiniones de expertos	3.14
3.4.7 Entrevistas	3.14
3.4.8 Grupos nominales	3.14
3.4.9 Tormenta de ideas.....	3.15
3.4.10 Método Delphi.....	3.15
3.4.11 Desagregación sucesiva.....	3.15
3.4.12 Análisis de sensibilidad	3.16
3.5. Métodos y técnicas para la evaluación no determinista	3.17

3.6. Resumen	3.19
--------------------	------

CAPÍTULO 4. MÉTODO MIVES PROBABILISTA GENERALIZADO

4.1. Introducción.....	4.1
4.2. Objetivos de este capítulo.....	4.1
4.3. La simulación estocástica. El método de Monte Carlo	4.2
4.4. El método MIVES probabilista	4.4
4.4.1 Fases A a G: Construir el modelo MIVES determinista, y analizar su sensibilidad	4.4
4.4.2 Fase H1: Identificación de las variables probabilistas del modelo.....	4.6
4.4.3 Fases H2 y H3: Estimación de los parámetros del modelo	4.9
4.4.4 Fase H4: Establecer posibles correlaciones entre indicadores	4.12
4.4.5 Fases H5 a H7: Simulación	4.12
4.4.6 Fase H8: Análisis estadístico de la muestra de resultados.....	4.20
4.4.7 Fase I: Interpretar los resultados, tomar decisiones y elegir alternativa	4.21
4.4.8 Fase J: Recopilar datos del ciclo de vida, para posteriores decisiones y proyectos	4.22
4.5. Resumen	4.22

CAPÍTULO 5. MÉTODO MIVES DIFUSO GENERALIZADO. COMPARACIÓN CON EL MÉTODO MIVES PROBABILISTA

5.1. Introducción	5.1
5.2. Objetivos de este capítulo.....	5.2
5.3. Aritmética difusa	5.2
5.3.1 Fundamentos de la teoría de conjuntos difusos.....	5.2
5.3.1.1 Introducción.....	5.2
5.3.1.2 Alfa-corte de un conjunto difuso, y conceptos relacionados	5.3

5.3.1.3 Conjunto difuso convexo	5.5
5.3.1.4 Conjunto difuso normal	5.5
5.3.2 Fundamentos de la aritmética difusa	5.5
5.3.2.1 Número difuso	5.5
5.3.2.2 El principio de extensión de Zadeh.....	5.6
5.3.2.3 Método aproximado de aritmética difusa basado en el producto cartesiano	5.10
5.3.2.4 Método simplificado DSW para la aritmética difusa.....	5.13
5.3.2.5 Conclusiones. Método de cálculo a emplear	5.19
5.3.2.6 Información adicional	5.20
5.4. Método MIVES difuso generalizado.....	5.20
5.4.1 Fases A a G. Construir el modelo MIVES determinista y analizar su sensibilidad	5.20
5.4.2 Fase H1. Identificar las variables no deterministas del modelo...	5.20
5.4.3 Fases H2 y H3. Estimación de los parámetros del modelo.....	5.22
5.4.3.1 Aspectos generales.....	5.22
5.4.3.2 Indicadores.....	5.23
5.4.3.3 Funciones de valor	5.25
5.4.3.4 Pesos	5.27
5.4.4 Fase H4. Cálculo del índice de sostenibilidad difuso	5.29
5.4.5 Desborrificación.....	5.30
5.4.6 Fase I. Interpretar los resultados, tomar decisiones y elegir alternativa.....	5.32
5.4.7 Fase J. Recopilar datos del ciclo de vida, para posteriores decisiones y proyectos	5.33

5.5. Métodos híbridos, difusos-estocásticos.....	5.33
5.6. Comparación entre los métodos MIVES probabilista y difuso.	
Ventajas, inconvenientes y campos de aplicación.....	5.34
5.7. Resumen	5.36

CAPÍTULO 6. EVALUACIÓN NO DETERMINISTA DE LA SOSTENIBILIDAD DE INSTALACIONES EDIFICATORIAS DE CALEFACCIÓN. CASO PRÁCTICO DE APLICACIÓN.

6.1. Introducción	6.1
6.1.1 Aspectos generales.....	6.1
6.1.2 Caso práctico de aplicación	6.3
6.2. Objetivos de este capítulo.....	6.5
6.3. Modelo de evaluación de la sostenibilidad de sistemas de calefacción	6.5
6.3.1 Introducción	6.5
6.3.2 Árbol de requerimientos y ponderación de sus parámetros	6.6
6.3.3 Indicadores y sus funciones de valor	6.9
6.3.3.1 Coste de inversión (I1).....	6.9
6.3.3.2 Coste de explotación (I2).....	6.11
6.3.3.3 Coste de mantenimiento (I3).....	6.13
6.3.3.4 Coste de inspecciones periódicas preceptivas (I4)	6.15
6.3.3.5 Subvenciones (I5)	6.15
6.3.3.6 Confort: Distribución vertical de temperaturas (I6)	6.16
6.3.3.7 Confort: velocidad del aire (I7)	6.18
6.3.3.8 Nivel sonoro (I8).....	6.19
6.3.3.9 Flexibilidad de regulación de temperatura (I9).....	6.20
6.3.3.10 Control de calidad del aire (humedad-pureza) (I10).....	6.22

6.3.3.11 Volumen destinado a instalaciones (I11).....	6.24
6.3.3.12 Volumen de equipos en zonas ocupadas (I12).....	6.25
6.3.3.13 Reparación: Tiempo y molestias (I13).....	6.27
6.3.3.14 Periodicidad del suministro energético (I14).....	6.28
6.3.3.15 Riesgo de accidente (I15)	6.29
6.3.3.16 Indicadores medioambientales (I16 a I21).....	6.30
6.3.3.17 Indicador sobre certificaciones medioambientales (I22) .	6.36
6.3.4 Resumen de las características de las funciones de valor	6.36
6.4. Aplicación de MIVES determinista	6.39
6.5. Valor de los indicadores para realizar análisis no deterministas.....	6.43
6.5.1 Coste de inversión (I1;€/m ²)	6.45
6.5.2 Coste de explotación(I2;c€/kWh)	6.45
6.5.3 Subvenciones (I5;%)	6.50
6.5.4 Emisión de contaminantes	6.52
6.6. Aplicación de MIVES probabilista a los indicadores	6.53
6.7. Aplicación de MIVES difuso a los indicadores	6.58
6.8. Comparación entre MIVES determinista, probabilista y difuso	
para este caso.....	6.63
6.9. Tratamiento probabilista de indicadores y pesos del árbol	6.65
6.10. Tratamiento probabilista de indicadores, pesos y funciones de valor ...	6.69
6.11 Resumen	6.76
 CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES, APORTACIONES Y FUTUROS DESARROLLOS	
7.1. Conclusiones	7.1
7.1.1 Con respecto al método MIVES determinista generalizado	
(capítulos 1 y 2)	7.1

7.1.2 Con respecto a la incertidumbre y a otros problemas que pueden hacer necesario aplicar métodos no deterministas (capítulo 3)	7.1
7.1.3 Con respecto al método MIVES probabilista generalizado (capítulos 3 y 4)	7.3
7.1.4 Con respecto al método MIVES difuso generalizado (capítulos 3 y 5)	7.4
7.1.5 Con respecto a la evaluación de la sostenibilidad de instalaciones de calefacción (capítulo 6)	7.4
7.2. Aportaciones.....	7.6
7.3. Futuros desarrollos	7.7
7.3.1 Con respecto al método MIVES y a sus variantes no deterministas	7.7
7.3.2 Con respecto a la evaluación de la sostenibilidad de sistemas Energéticos.....	7.7
7.3.3 Con respecto a otros asuntos relacionados con esta Tesis	7.9

8. REFERENCIAS

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN, ESTADO DEL CONOCIMIENTO Y OBJETIVOS DE LA TESIS

1.1. INTRODUCCIÓN.

En la ingeniería, como en otros campos, con frecuencia resulta necesario tomar decisiones por parte de los agentes involucrados. En estos casos se hace necesario recurrir a algún tipo de estrategia basada en la Teoría de la Decisión.

Existen diversos métodos para elegir entre un conjunto de posibles alternativas. En general, el proceso decisorio se basa en la comparación en base a un conjunto de criterios o indicadores, considerados de importancia para el decisor. Algunos son cualitativos, y otros cuantitativos, éstos últimos expresados en diferentes unidades (coste en Euros, eficiencia energética, etc.), lo cual hace compleja la decisión. A medida que el número de criterios y de alternativas crece, el proceso de decisión se hace más complejo. Para una toma rigurosa de decisiones, resulta preciso el empleo de determinados métodos matemáticos.

El método MIVES (Modelo Integrado de Valor para una Evaluación Sostenible; Gómez et al. 2012a), es una combinación de técnicas deterministas que se basa en la teoría de utilidad multiatributo (*Multiattribute Utility Theory*, MAUT; Gómez et al. 2012a), los árboles de requerimientos (Gómez et al. 2012a), el análisis del valor (AV; Alarcón et al. 2011) y el proceso analítico jerárquico (*Analytic Hierarchical Process*, AHP; Saaty 1980; 2006), a efectos de establecer un modelo determinista de evaluación de la sostenibilidad. Constituye una metodología determinista para transformar diferentes tipos de variables, cualitativas y cuantitativas, a un mismo tipo de variable adimensional, llamada valor, o índice de satisfacción, teniendo en cuenta la importancia relativa de los diferentes aspectos que se incluyen en la evaluación. Las denominadas funciones de valor transforman los valores de las variables de entrada en esos valores adimensionales mencionados. MIVES permite operar con conjuntos de indicadores de sostenibilidad e integrarlos, obteniéndose un índice global de sostenibilidad (IS).

En realidad, MIVES puede ser aplicado a otros problemas diferentes del correspondiente a la evaluación de la sostenibilidad, y ha sido aplicado a la evaluación de sistemas estructurales, y de edificaciones completas, entre otros problemas relacionados con el sector de la construcción (Ministerio de la Presidencia 2008, San-Jose y Cuadrado 2010; San-Jose y Garrucho 2010; Aguado et al. 2012; Cuadrado et al. 2012; Pons and Aguado 2012; Reyes et al. 2013).

La incertidumbre es inherente al proyecto, y existe incertidumbre con respecto al valor real que pueden tomar algunas de las variables de este tipo de modelos y, por tanto, el IS. Con motivo de una Tesis anterior, dirigida en el seno del mismo grupo de investigación, se ha concebido y desarrollado un método para tener en cuenta la incertidumbre en los indicadores, basado en la simulación de tipo Monte Carlo, y se ha aplicado al caso de las estructuras de hormigón (del Caño et al. 2012).

Aquí se va a generalizar el método, extendiéndolo también a los pesos de los indicadores y a la geometría de las funciones de valor. Por otro lado, se va a explorar la utilidad de recurrir a la teoría de conjuntos difusos y, en particular, a la aritmética difusa (Zadeh 1975; Zadeh et al. 1975;

Kaufmann y Gupta 1985, 1991; Chang y Hung 2006), para el mismo propósito, comparando ambos métodos, y aplicándolos a un caso de instalaciones energéticas edificatorias.

1.2. ESTADO DEL ARTE Y CARENCIAS DETECTADAS.

1.2.1. El concepto de sostenibilidad. Nacimiento y evolución a lo largo del tiempo.

La actividad humana a lo largo de la historia ha transformado el planeta, en gran medida, produciendo una considerable pérdida de biodiversidad y alterando el funcionamiento natural de los ecosistemas, la mayoría de las veces, de forma irreversible (von Wehrden et al., 2016). Esto se debe, fundamentalmente, a unos patrones de crecimiento insostenibles que se han mantenido durante demasiado tiempo. Por tanto, es posible afirmar que la Tierra, sus ecosistemas, y todos los seres vivos se encuentran fuertemente amenazados.

En este sentido, sostenibilidad y desarrollo sostenible son dos conceptos que han alcanzado una considerable notoriedad en diferentes sectores, incluyendo la industria, la construcción o el sector energético, entre otros (Cartelle Barros et al. 2018).

El nacimiento del concepto sostenibilidad, con matices ligeramente diferentes a los que presenta en la actualidad, se remonta a comienzos del siglo XVIII, cuando Hans Carl von Carlowitz, director del sector minero en Alemania, escribió un tratado sobre silvicultura en el que defendía un uso continuo pero mesurado de los bosques alemanes. Esta era la clave para garantizar el éxito de todos los sectores económicos dependientes de la madera en dicho país (Heinrichs et al., 2016; Michelsen et al., 2016).

Hans Carl von Carlowitz entendía como uso *sostenible* de los bosques aquel que se basa en una reposición continua de los árboles talados. Además, la tasa de reposición debía ser igual o superior al ritmo de la tala (Michelsen et al., 2016). Esto permitiría preservar el bosque a largo plazo. Por tanto, el primer concepto de *sostenibilidad* presenta, al menos, dos matices. Por un lado, se encuentra la duración mantenida en el tiempo, lo que está fuertemente ligado a un criterio ecológico o medioambiental: preservación de un determinado ecosistema, en este caso, los bosques alemanes. Esto a su vez está relacionado con el hecho de que muchos de los recursos del planeta son finitos o pueden llegar a serlo y, por tanto, deben emplearse bajo ciertos límites.

Por otro, existe una clara componente económica: máximo uso razonable de los bosques, con el objetivo de maximizar los beneficios actuales pero sin comprometer la capacidad de generar beneficios en el futuro. Ambos criterios, por tanto, están fuertemente ligados (Michelsen et al., 2016).

Un concepto de sostenibilidad similar al de von Carlowitz fue también aplicado al sector pesquero posteriormente; de nuevo, entendido como la obtención de un rendimiento económico máximo capaz de ser sostenido en el tiempo (Michelsen et al., 2016).

Sin embargo, esta primera concepción de la sostenibilidad no estuvo presente en la mayoría de los sectores de la economía durante muchos años. De hecho, desde el surgimiento de la Industrialización a finales del siglo XVIII, hasta mediados del siglo XX, el desarrollo siempre fue visto como una combinación de aspectos económicos y sociales, quedando los factores medioambientales al margen (Michelsen et al., 2016). La mera supervivencia y la mejora de las condiciones de vida, consideraciones sociales y económicas, respectivamente, estaban por delante de la naturaleza y los posibles problemas medioambientales.

Por tanto, durante mucho tiempo, el ser humano diseñó procesos y llevó a cabo todo tipo de actividades, atendiendo fundamentalmente a razones económicas y sociales, como si los recursos del planeta (por ejemplo, los energéticos como carbón, petróleo y, por último, la energía nuclear, entre otros) fuesen infinitos (Bachman, 2016).

También es importante tener en cuenta que no sólo son limitados los recursos del planeta, también lo es la capacidad del mismo para absorber tanto los impactos como los residuos derivados de la actividad humana.

El lector debe tener en cuenta que el medioambiente estuvo en un segundo plano hasta que los problemas derivados de su baja consideración fueron patentes. A partir de mediados del siglo XX, ciertos problemas medioambientales como la niebla tóxica de Donora (Pensilvania, EEUU) de 1948, la gran niebla de Londres de 1952, o el smog de Nueva York de 1966, entre otros, hicieron que la naturaleza y, en particular, los problemas medioambientales, se convirtiesen en un asunto de interés público (Michelsen et al., 2016).

Hasta ahora se ha hablado de factores económicos, sociales y medioambientales, lo que nos lleva a hablar de las tres dimensiones o pilares más habituales de la sostenibilidad integral. Esto también se conoce habitualmente como enfoque triple del desarrollo sostenible (*triple-bottom-line*; Michelsen et al., 2016; Schaltegger et al., 2016; Weber, 2016). En otras palabras, a día de hoy se acepta que tanto sostenibilidad como desarrollo sostenible deben tener en cuenta, al menos, aspectos económicos, sociales y medioambientales. Además, la importancia de esas tres dimensiones debe ser similar, lo que no impide que se puedan establecer pequeñas diferencias.

En este sentido, existen varios enfoques respecto a la importancia de las diferentes dimensiones de la sostenibilidad (Michelsen et al., 2016). Por un lado, se encuentra el enfoque unidimensional que apuesta por una supremacía clara de una de las dimensiones frente al resto. Por otro, se encuentra el enfoque multidimensional, en el que todos los pilares de la sostenibilidad tienen la misma importancia. Por último, es posible adoptar una combinación de los dos enfoques anteriores. Es decir, asumir que las tres dimensiones están relacionadas y que no deben tratarse por separado, ya que esto generaría procesos no sostenibles. Sin embargo, al mismo tiempo es posible establecer una jerarquía entre los diferentes pilares. Se ha asumido que el pilar medioambiental ha de ser ligeramente más importante que el pilar social y este, a su vez, debe ser ligeramente más relevante que el pilar económico. Si se destruye el medioambiente, no será posible llevar a cabo ningún tipo de actividad económica o social. Por otro lado, si no se abordan las diferencias sociales, estas pueden afectar considerablemente a la economía (economía de subsistencia, o bien revueltas o revoluciones, y su impacto sobre la economía; Cartelle Barros et al., 2015).

El bienestar social y el desarrollo económico deben ser entendidos como una meta sometida a una clara restricción: no poner en peligro la naturaleza, que es la base de la vida y, por tanto, de cualquier tipo de actividad. Al mismo tiempo, no es posible solucionar problemas medioambientales si se ignora la realidad social y económica de una región o país. En un proceso de toma de decisiones, el hambre, la pobreza, unas malas condiciones higiénico-sanitarias, o la escasez de recursos siempre se van a imponer al cambio climático, al uso del suelo o a cualquier otro impacto medioambiental. De hecho, no es la primera vez que los diferentes pilares de la sostenibilidad entran en conflicto.

En 1972 se celebró la Conferencia de Estocolmo encabezada por la Organización de las Naciones Unidas (ONU). En esta cumbre se puso de manifiesto la visión tan diferente que tienen los países desarrollados y los países en vías de desarrollo en cuanto a la importancia de las tres

dimensiones de la sostenibilidad. Los primeros, conscientes de la magnitud de posibles catástrofes medioambientales, tenían como principal objetivo el establecimiento de medidas que protegiesen la naturaleza y limitasen la contaminación.

Sin embargo, los países en vías de desarrollo tenían otras prioridades tales como la erradicación de la pobreza o el acceso a una educación y una sanidad de calidad. Para ello, entendían que debían dar respuesta a sus problemas mediante una rápida industrialización, similar a la que habían llevado a cabo los países desarrollados, tiempo atrás, y a la que ya se hizo referencia anteriormente en este texto. De hecho, los problemas medioambientales eran vistos como algo secundario e inevitable que debía ser tratado una vez que se resolviesen los problemas económicos y sociales.

Los países en vías de desarrollo estaban obviando la conexión existente entre el medioambiente, la sociedad y la economía. A modo de ejemplo, el cambio climático es uno de los problemas medioambientales más relevantes del siglo XXI. Este afecta al ciclo hidrológico, que se puede definir como un proceso continuo de transferencia de las masas de agua entre sus diferentes estados y entre distintos puntos del planeta. La modificación del ciclo hidrológico se puede traducir en impactos como sequías e inundaciones que, a su vez, pueden ser un factor determinante a la hora de generar pobreza.

En esta línea, es habitual que los países desarrollados también olviden que la pobreza puede generar problemas medioambientales, como los derivados de unas condiciones higiénicas inadecuadas. Dicho de otra forma: la pobreza puede considerarse otro “contaminador” que debe ser erradicado (Michelsen et al., 2016). En resumen, toda búsqueda de soluciones que ignore alguno de los tres pilares de la sostenibilidad puede conducir a un agravamiento del problema original.

Resulta inevitable pensar que los principales problemas medioambientales tienen o han tenido su foco en los países desarrollados. Dichos problemas no sólo son la consecuencia del crecimiento económico. De hecho, es posible afirmar que el crecimiento económico no necesariamente ha de producir impactos medioambientales severos, si se desarrollan y usan tecnologías limpias que lo eviten (Michelsen et al., 2016).

Sin embargo, los patrones de consumo de las denominadas sociedades avanzadas (que, como se ve, no lo son tanto) sí contribuyen de forma clara al deterioro del medioambiente. Por tanto, como los países desarrollados han sido, en gran medida, los que más han contaminado, deben asumir un rol principal en la mitigación del deterioro de la naturaleza. Suya debe ser la responsabilidad de aprovechar su mayor desarrollo para diseñar y construir tecnologías limpias que permitan un crecimiento económico con impactos medioambientales reducidos. Dichas tecnologías deberían ser transferidas a los países en vías de desarrollo a coste cero o, en el peor de los casos, a un coste muy reducido. Esto permitiría abordar ciertos problemas económicos y sociales sin comprometer en exceso la salud del planeta.

Sin embargo, muchos países desarrollados no comparten la visión anterior. Conscientes de los problemas medioambientales, los países ricos del hemisferio norte están invirtiendo cada vez más esfuerzo y dinero en desarrollar tecnologías limpias. Con frecuencia los costes, tanto de mejora de tecnologías existentes para que sean menos contaminantes, como de desarrollo de nuevas alternativas, son muy elevados. Por tanto, instan a los países en vías de desarrollo a que reduzcan sus emisiones, alegando que esto es posible a un menor coste, mediante el uso de tecnologías disponibles en el mercado. Siempre es más económico reducir las emisiones de una

instalación industrial obsoleta, que no cuenta con sistemas anticontaminantes, que hacer lo propio en una instalación que ya cuenta con la mejor tecnología del mercado.

Por otro lado, los países en vías de desarrollo alegan que los países desarrollados pueden permitirse grandes inversiones para reducir la emisión de contaminantes. Sin embargo, ellos no se encuentran en dicha situación, ya que todavía se enfrentan a retos económicos y sociales más acuciantes.

Dicho todo lo anterior, es posible afirmar que tanto los países desarrollados como los países en desarrollo están parcialmente equivocados.

El desarrollo sostenible debe ser entendido como una meta global a alcanzar por todos los países. De nada sirve que los países más avanzados limiten la contaminación si, al mismo tiempo, los países en vías de desarrollo se industrializan y crecen a cualquier precio.

En una línea similar, de nada sirve que los países en vías de desarrollo no se industrialicen con el objetivo de no generar impactos medioambientales, si esto implica no solucionar los problemas económicos y sociales que soportan.

Por tanto, son necesarias actuaciones conjuntas en las que participen, de común acuerdo, los dos tipos de países. Esto está relacionado con lo que se ha denominado justicia *intrageneracional* (Michelsen et al., 2016). En otras palabras, el desarrollo sostenible debe beneficiar a todas las personas de la tierra y no sólo a un grupo reducido de individuos. Todo ser humano tiene derecho a una vida decente en armonía con la naturaleza en la que, al menos, estén cubiertas las necesidades básicas.

Retomando la evolución temporal de la sostenibilidad, en 1987 se publicó el conocido como Informe Brundtland (*Our Common Future*), (ONU, 1987), resultado de la Comisión Mundial sobre Medio Ambiente y Desarrollo creada por la ONU en 1983.

Dicho informe contiene la definición más conocida de desarrollo sostenible (todavía vigente en la actualidad): “*el desarrollo sostenible es aquel que satisface las necesidades de las generaciones actuales sin comprometer la capacidad de las generaciones futuras de satisfacer sus propias necesidades*” (ONU, 1987).

Por tanto, la sostenibilidad y el desarrollo sostenible también presentan un carácter *intergeneracional*. El desarrollo solo será sostenible si las generaciones actuales dejan a las generaciones futuras un planeta que les permita satisfacer sus necesidades (recursos naturales suficientes) y escoger su propio estilo de vida.

El concepto actual de sostenibilidad también tiene un marcado carácter social, basado en aspectos tales como la libertad, la autonomía, la justicia social, el bienestar, la responsabilidad individual y colectiva, tanto para el presente como para el futuro, entre otros (Michelsen et al., 2016).

En otras palabras, en un mundo idealmente sostenible, todo individuo debería tener las mismas oportunidades en términos de educación, formación o acceso a la información. Asimismo, todos los miembros de la sociedad deberían poder participar en los procesos de toma de decisiones relevantes.

De acuerdo con Michelsen et al. (2016), el desarrollo sostenible debe: i) conservar la vida de los seres humanos (podría extenderse esto a cualquier ser vivo del planeta), ii) mantener el

potencial productivo de la sociedad a largo plazo y, iii) garantizar la igualdad de oportunidades en términos de desarrollo personal.

En este sentido, en 1992 tuvo lugar la Conferencia de las Naciones Unidas sobre el Medio Ambiente y Desarrollo celebrada en Río de Janeiro (ONU, 1992). El principal objetivo de todas las naciones participantes fue sentar las bases para alcanzar el desarrollo sostenible. Representantes políticos, empresarios, ONG e investigadores de diferentes países se volvieron a reunir en Río de Janeiro, con dos objetivos fundamentales: i) hacer balance de las medidas adoptadas internacionalmente en términos de desarrollo sostenible y, ii) discutir el futuro del mismo (Heinrichs et al., 2016). El resultado de esta conferencia fue, en el mejor de los casos, discreto.

A pesar de los pequeños progresos que se han hecho, el mundo sigue avanzando por un camino claramente insostenible. Estamos lejos de alcanzar la justicia intergeneracional. Lo mismo ocurre con la intrageneracional. Los impactos medioambientales siguen siendo preocupantes, con especial mención al cambio climático. La Tierra está experimentando una clara pérdida de biodiversidad. La pobreza mundial no se ha reducido y, por si esto fuera poco, las diferencias sociales han aumentado en los últimos años. Estamos, por tanto, enfrentándonos a una crisis mundial sin precedentes (Bachman, 2016).

Por otro lado, es importante entender que tanto la sostenibilidad como el desarrollo sostenible son conceptos dinámicos en el espacio y en el tiempo. En primer lugar, la comprensión por parte de la sociedad de lo que significan estos dos términos depende, en gran medida, de aspectos culturales y políticos.

A modo de ejemplo, pueden existir ideas muy diferentes respecto a lo que es un reparto justo de los recursos naturales del planeta. La opinión que pueda tener una persona de un país avanzado puede ser opuesta a la de un individuo que vive en un país en vías de desarrollo. Por otro, a medida que se buscan soluciones, ciertos problemas de máxima prioridad en el presente pueden dejar de ser relevantes en el futuro. Sin embargo, pueden aparecer otros problemas, derivados de las medidas adoptadas; problemas que antes no existían y que surgen con gran trascendencia.

Es decir, ciertas medidas encaminadas hacia el desarrollo sostenible pueden generar impactos positivos y, al mismo tiempo, impactos negativos, dando lugar a una especie de efecto rebote (Beemsterboer y Kemp, 2016).

El lector entenderá esto mejor mediante dos ejemplos. Es indiscutible que los frigoríficos son ahora mucho más eficientes, en términos energéticos, que hace 30 años. Sin embargo, los aparatos modernos también presentan un mayor tamaño, permitiendo conservar un mayor volumen de alimentos. Esta característica que, inicialmente es positiva, puede derivar en comportamientos que vayan en contra de la sostenibilidad. Al poder almacenar más alimentos, el usuario puede también comprar una mayor cantidad de víveres, muy por encima de lo necesario (consumo ineficiente de recursos). Dicho exceso de alimentos, en el peor de los casos, puede deteriorarse haciendo imposible su consumo. Por tanto, se ha producido un mayor gasto que, además, ha sido infructuoso y ha derivado en la pérdida de recursos que podían ser consumidos por otras personas.

Considérese un segundo ejemplo relacionado con el transporte, principalmente en grandes ciudades. Sin duda, una bicicleta eléctrica puede considerarse una opción sostenible de transporte en un país en el que los medios habituales son las motocicletas y los vehículos. Por

tanto, la expansión de la bicicleta eléctrica puede derivar en una mayor contribución al desarrollo sostenible en un país como, por ejemplo, España.

Ahora bien, esa misma tecnología también puede generar impactos negativos. Por muy bajos que sean los impactos medioambientales de una bicicleta eléctrica, son claramente superiores a los de una bicicleta convencional. Por tanto, si la expansión de la bicicleta eléctrica tiene lugar en un país con gran tradición ciclista como, por ejemplo, los Países Bajos, y esta se hace a costa de las bicicletas convencionales; se estará generando un impacto negativo. En este último caso, tiene lugar un efecto de desplazamiento.

A tenor de lo comentado en el párrafo anterior, queda claro que los objetivos de desarrollo sostenible, y la sostenibilidad integral, son realmente difíciles de alcanzar y están condicionados por múltiples factores. No sólo es necesario producir tecnologías más sostenibles. También resulta indispensable analizar la sostenibilidad de las tecnologías existentes, en cualquier ámbito, con el objetivo de identificar debilidades y fortalezas que guíen el desarrollo de nuevos productos. Asimismo, resulta imprescindible cuantificar hasta qué punto una tecnología contribuye realmente al desarrollo sostenible de forma neta, sin efectos secundarios relevantes.

En todo esto, la comunidad científica debe jugar un papel importante. Además, aunque cualquier actividad antropogénica es susceptible de mejorar en términos de sostenibilidad, urge comenzar por aquellos sectores que consumen más recursos (económicos, sociales y naturales) y que generan más impactos. Sin duda, el sector de la construcción es uno de ellos, tal y como se va a poner de manifiesto en la siguiente sección.

1.2.2. Sostenibilidad, construcción y edificación.

La construcción es uno de los sectores que más recursos consume. Sin embargo, también presenta impactos positivos como una considerable generación de empleo (directa, indirecta e inducida). Lo que no cabe duda es que, al igual que ocurre con otros sectores, necesita avanzar en términos de desarrollo sostenible. Es preciso reducir los impactos medioambientales, hacer construcciones más eficientes y económicas en todo el ciclo de vida y, al mismo tiempo, maximizar los impactos positivos de este sector sobre la sociedad. Para poner en contexto la necesidad de desarrollar la presente tesis doctoral, se proporcionan en este y en posteriores apartados una serie de cifras tremendamente reveladoras.

De acuerdo con Che et al. (2019), en el año 2015, un 30% del consumo de energía en el mundo tuvo lugar en edificios. Además, esta cifra se incrementa cada año, debido al aumento de la población y a una creciente tendencia hacia la modernización y la urbanización (Sayadi, et al., 2019). Por tanto, no sería de extrañar que, en el futuro, el sector de la edificación consumiese más de un tercio de la demanda mundial de energía primaria. De hecho, ciertos autores hablan de valores superiores, cercanos al 40% (Wang et al., 2017). A esto hay que añadirle entre un 20 y un 30% del total de emisiones de gases de efecto invernadero en la actualidad (Zhang et al., 2020).

Por otro lado, aunque el cambio climático es uno de los impactos medioambientales sobre los que urge actuar, existen otras categorías que también contribuyen al deterioro de la naturaleza: acidificación, eutrofización, o disminución de la capa de ozono, entre otras. En este sentido, los edificios pueden llegar a contribuir de forma considerable a algunos de los impactos ambientales más habitualmente estudiados en la literatura especializada (Prek, 2004).

A modo de ejemplo, muchos estudios de epidemiología destacan las consecuencias sobre la salud de las personas derivadas de la exposición a materia particulada: asma, alergias, disminución de la función pulmonar, e incluso cáncer y la muerte. Resulta clave destacar que la mayor parte de la exposición de la población a material particulado ocurre en el interior de edificios (Sultan, 2007).

Por otro lado, el sector de la construcción no solo consume energía. También consume una gran cantidad de recursos de todo tipo. De hecho, del total de materiales empleados por la sociedad en diferentes procesos productivos, se estima que más de un 40% está destinado al sector de la construcción (Vyas y Jha, 2016).

Si se realiza un análisis más detallado, por continentes, países o regiones, las cifras no son mucho más alentadoras, sobre todo, si nos centramos en regiones avanzadas o en potencias emergentes.

En la Unión Europea (UE), en particular en UE-27, el sector de la construcción consume en torno al 40% del total de uso de energía (Gustafsson et al., 2014). Una tendencia similar se observa en la región del mediterráneo (Assiego de Larriva et al., 2014). Los edificios también son responsables de más del 30% de las emisiones de dióxido de carbono en la UE (Missaoui et al., 2014).

En Reino Unido, el sector doméstico emite alrededor del 40% de las emisiones de carbono (Wang et al., 2017). De acuerdo con Vyas y Jha (2016), los edificios son responsables de entre un 25 y un 48% de las emisiones de dióxido de carbono en Canadá, Estados Unidos o Reino Unido, mientras que el consumo de energía oscila entre un 30 y un 50% de la demanda total.

En la India dicha cifra también gira en torno al 30%, si bien se espera un crecimiento anual ligeramente inferior al 10% (Vyas y Jha, 2016).

Yang et al. (2008) recogen en su estudio cifras similares para Canadá, con más de un 30% del uso de energía secundaria y de emisiones de gases de efecto invernadero provenientes de edificios residenciales, comerciales e institucionales.

Abdallah (2014) proporciona en su tesis doctoral cifras más detalladas para el caso particular de Estados Unidos con un 41% de consumo de energía, un 73% de consumo de electricidad, un 38% de emisiones de dióxido de carbono y un 14% de consumo de agua potable asociados a edificios de todo tipo.

De acuerdo con Chen et al. (2016) alrededor del 20% del consumo de energía en China, en el año 2009, se produjo en edificios. Ding et al. (2016), estiman dicha cifra en el 25%. Chen et al. (2016), además, afirman que el 18% de las emisiones de gases de efecto invernadero en el país, tienen su origen en el mismo sector. Sin embargo, otras fuentes apuntan a que el consumo de energía primaria por parte del sector de la construcción chino ha llegado a ser superior. Así, Luo et al. (2015) hablan de una cifra cercana al 40% para el año 2008. Además, dicho valor es susceptible de aumentar en los próximos años, dada la rápida urbanización del gigante asiático. Esto se traducirá también en un aumento de las emisiones de gases de efecto invernadero y otros contaminantes, así como en un aumento en la generación de residuos. Por otro lado, es importante destacar que el consumo energético en ciudades con grandes bloques de edificios comerciales puede ser incluso mayor (Che et al., 2019). A modo de ejemplo, el 64% del consumo total de energía en Hong Kong para el año 2015 estuvo relacionado con la construcción (Che et al., 2019).

Si bien las cifras anteriores presentan ligeras variaciones, queda claro que el sector de la construcción contribuye considerablemente al deterioro de la naturaleza. Esto no sólo se debe al consumo de materiales o a la eliminación de residuos al término de la vida útil. El mantenimiento y uso de los edificios también produce impactos medioambientales negativos (Blom et al., 2010). No sólo el medioambiente, también la economía y la sociedad experimentan impactos, tanto positivos como negativos, derivados de la construcción. Por tanto, un número considerable de autores ha tratado de abordar algunos de los impactos relacionados con el desarrollo sostenible en el sector de la construcción. A continuación, se va a aportar información resumida sobre una selección de trabajos, de entre los muchos incluidos en la literatura existente.

En términos energéticos, Adalberth (1997) propuso una nueva metodología para estimar el consumo de edificios incluyendo todo el ciclo de vida, y no sólo la fase de uso. En una línea similar, Elsarrag y Alhorr (2016) estudiaron el ahorro energético en la refrigeración de un edificio en Qatar, derivado del uso de una especie de muro Trombe, es decir, una solución pasiva que estos autores llaman *void space thermal insulation* (VSTI). De acuerdo con ellos, esta alternativa permitió obtener un ahorro en el consumo energético ligeramente superior al 4%.

Las posibilidades de las soluciones pasivas también fueron posteriormente investigadas por Castaldo et al. (2018). Los autores se centraron en analizar la influencia de soluciones pasivas en un distrito residencial en Italia, considerando dos tipos básicos de edificio (convencional y de consumo de energía casi cero). Modelaron diferentes escenarios climáticos con el objetivo de estimar las necesidades energéticas bajo cualquier circunstancia. Los edificios de consumo de energía casi nulo precisaron hasta un 70% menos de energía que las construcciones convencionales. Sin embargo, la influencia del clima sobre el consumo resultó ser reducida.

También con el objetivo de reducir la demanda energética de los edificios, Baniassadi et al. (2018) propusieron una nueva solución de cubierta que combina las ventajas de los sistemas convencionales más ampliamente utilizados. Los autores simularon diferentes tecnologías bajo 13 climas diferentes en los Estados Unidos. Si bien, el resultado de cada tipo de cubierta varía con la climatología, la propuesta de los autores obtuvo resultados prometedores, especialmente en cuanto a la demanda de frío se refiere.

A nivel medioambiental, Ylmén et al. (2019) llevaron a cabo un Análisis de Ciclo de Vida (ACV) en un edificio de oficinas, para lo que consideraron los siguientes impactos medioambientales: calentamiento global, eutrofización, acidificación, creación de ozono fotoquímico y disminución de la capa de ozono. Los autores emplearon datos reales, proporcionados por contratistas, en términos de consumo de materiales, consumo de energía, maquinaria o transporte, entre otros. De acuerdo con los resultados, la producción de materiales de construcción, y el uso de energía tanto en la construcción como en la vida útil son las fases que más contribuyen al deterioro del medioambiente. La gestión de residuos también obtuvo una contribución no despreciable. Sin embargo, las etapas de transporte, ensamblaje y demolición apenas influyen, en términos comparativos, en los resultados de las cinco categorías de impacto ambiental analizadas.

Por otro lado, Vyas y Jha (2016) desarrollaron una nueva herramienta de evaluación de los llamados *edificios verdes*, para su utilización en la India y otros países similares. Los autores incluyeron ciertos atributos relevantes que eran sistemáticamente ignorados en las herramientas más habituales: BREEAM (*Building Research Establishment Environmental Assessment Methodology*), LEED (*Leadership in Energy and Environmental Design*), SB-Tool, o Eco-housing, entre otras. Para ello, analizaron en detalle las metodologías existentes,

recopilando una amplia colección de indicadores de sostenibilidad a la que le aplicaron la metodología de Análisis de Componentes Principales, con el objetivo de seleccionar los más relevantes. El modelo definitivo está formado por 34 indicadores agrupados en 8 criterios.

A día de hoy se acepta que la mayor parte de ciertos impactos, especialmente en términos de consumo de energía y de emisiones de sustancias contaminantes, tienen lugar durante el uso de los edificios y no durante las etapas de construcción y demolición (Blom et al., 2011). Los sistemas de climatización y calefacción son uno de los grandes responsables de que esto sea así, tal y como se va a mostrar en el siguiente apartado. Por tanto, al ser el sector de la construcción tremendamente amplio, resulta lógico abordar primero la sostenibilidad de aquellos sistemas que más impactos negativos pueden llegar a generar. Esta es la razón principal por la que se estudian los sistemas de calefacción en esta tesis doctoral, estableciéndose un modelo que servirá también de base para un posterior análisis de las de climatización.

1.2.3. Métodos multicriterio de apoyo en la toma de decisiones.

En esta Tesis no ha habido que escoger entre las diferentes técnicas multicriterio de apoyo en la decisión, porque en sus objetivos se establecía que la técnica base a usar sería el método MIVES (Gómez et al. 2012a). De todas formas, se van a comentar aquí los principales métodos multicriterio existentes, junto con sus ventajas e inconvenientes clave.

Estos métodos sirven para ordenar el listado de alternativas que se está analizando, de mayor a menor preferencia o atractivo para el decisor. Es decir, una ordenación de mayor a menor utilidad para sus propósitos. En el caso de la adquisición de un coche, se obtendría una ordenación de utilidad para el comprador, que terminaría comprando el mejor situado, o uno de los mejor situados, si se da el caso de que hay otras personas que intervienen en la decisión, con suficiente poder de decisión.

Nótese que aquí el término utilidad tiene un significado más amplio que el habitual, ya que incluye no sólo la posible utilidad real de las diversas prestaciones del coche a adquirir, sino también la "utilidad" que puede suponer un precio muy asequible o un consumo muy bajo de combustible, entre otras posibilidades. A partir de ahora, cuando se hable de utilidad en lo relativo a métodos multicriterio, se entenderá con el significado que se acaba de explicar.

Existe una amplia variedad de técnicas multicriterio (Triantaphyllou, 2000; Greco, 2005; Ananda y Herath, 2009; Velasquez y Hester, 2013; Kabir et al., 2014). Algunos autores han analizado las ventajas y desventajas de cada método, y han reflejado su análisis en la literatura existente (Ananda y Herath, 2009; Kou, 2012; Velasquez y Hester, 2013; Kabir et al., 2014; Chitsaz y Banihabib, 2015; Stefanovic et al., 2016; entre otros).

La técnica más sencilla es la mera **suma ponderada** de indicadores o criterios de sostenibilidad. Dependiendo del método, los aspectos que influyen en la toma de decisiones se llaman criterios, indicadores, o atributos. Pues bien, en este método, tras identificar el conjunto de criterios a emplear, se establece un peso porcentual para cada uno de ellos. Este peso refleja la importancia que el decisor da a cada criterio. Con ello se ha constituido el modelo de evaluación. A partir de él, para una determinada alternativa de diseño, se estimará una puntuación para cada indicador (por ejemplo, entre 0 y 1, o entre 0 y 100). El nivel de sostenibilidad global se determinará mediante el sumatorio ponderado de las puntuaciones de los indicadores del modelo, para la alternativa bajo estudio. En esta Tesis las alternativas a comparar son los

diferentes tipos de instalación de calefacción entre los que se debe elegir, para una determinada edificación. A partir de ahora se usarán indistintamente estos dos términos (alternativa / instalación, o instalación de calefacción)

En función de lo dicho, el índice de sostenibilidad de la alternativa bajo estudio tomará valores en el mismo rango que los indicadores (entre 0 y 1, o entre 0 y 100). Esto permitirá comparar el nivel de sostenibilidad de las diferentes alternativas, ordenarlas de mayor a menor nivel de sostenibilidad, y emplear esta información para elegir la opción más deseable. Es el método más sencillo que existe, pero tiene varias desventajas importantes que se van a referir más adelante, al hablar de otras técnicas.

El **Proceso Analítico Jerárquico** (*Analytic Hierarchy Process*: AHP; Saaty, 1980, 2006) es un método similar al anterior, pero ahora los pesos se establecen con una metodología específica mediante comparaciones por pares de indicadores, es decir, mediante comparaciones de todos los indicadores entre sí, de dos en dos. Esto reduce la posibilidad de perder la visión de conjunto cuando existe una gran cantidad de indicadores para los que hay que establecer pesos porcentuales; esta es una de las desventajas importantes del ya comentado método de suma ponderada. La pérdida de esa visión de conjunto suele llevar a inconsistencias en el establecimiento de pesos, lo cual conduce a modelos inadecuados. AHP será explicado detalladamente en el capítulo siguiente, ya que MIVES incluye la posibilidad de su empleo; dicho de otro modo, AHP está integrado dentro de MIVES, que tiene componentes que lo hacen más completo y robusto que AHP.

El **Proceso Analítico en Red** (*Analytical Network Process*: ANP; Saaty y Vargas, 2006) es una generalización de AHP. A costa de una mayor complejidad de comprensión, implantación y empleo del método, ANP permite considerar interdependencias y realimentaciones. Esto lleva a una estructura de modelo en forma de red. ANP permite evaluar y priorizar grupos de elementos. En la mayoría de los casos las ventajas de ANP sobre AHP (interdependencias, evaluación y priorización de grupos) no son necesarias. Además, cuando se trata, como en esta Tesis, de generar un modelo fácilmente inteligible y utilizable por personas que no necesariamente van a ser expertos en métodos multicriterio, no suele traer cuenta aumentar la complejidad del método empleado.

En la **Teoría de la Utilidad Multi-Atributo** (*Multi-Attribute Utility theory*: MAUT; Keeney y Raiffa, 1976; Watson y Buede, 1987; Velasquez y Hester, 2013) el decisor debe expresar sus preferencias empleando relaciones de preferencia o indiferencia para cada indicador, que se toma como independiente de los demás. Se emplean funciones de valor, o de utilidad esperada, para cada uno de los indicadores de las diferentes alternativas a comparar. El lector debe recordar el concepto amplio de utilidad, que ha sido explicado aquí con anterioridad. Cada indicador aporta una descripción parcial de la utilidad de cada alternativa, bajo un determinado punto de vista.

Por otro lado, estas funciones de utilidad se pueden emplear para determinar cómo influyen, los posibles valores que puede tomar un indicador, sobre el nivel o índice de sostenibilidad de una alternativa. La utilidad o valor global de cada alternativa se calcula a partir de las utilidades parciales de la misma, usando una ecuación de agregación o consenso; por ejemplo, una suma ponderada. Haciendo esto para todas las alternativas a comparar, podremos obtener una ordenación completa de ellas.

Como se verá más adelante, al igual que sucede con AHP, la MAUT no ha sido utilizada como tal en esta Tesis, pero el método MIVES se basa en ella, mejorándola, y empleando diversos tipos de funciones de valor que se explicarán en el capítulo siguiente.

El método **MACBETH** (*Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation TechNique*; Bana e Costa y Vansnick, 1994; Bana e Costa et al. 2005, 2011) se basa en la teoría de la utilidad y tiene similitudes con AHP y MIVES. Al igual que MIVES, permite el uso de indicadores cualitativos y cuantitativos. Sin embargo, MACBETH es una técnica fundamentalmente comparativa, para tomar decisiones en base a juicios cualitativos de diferencia de atractivo entre alternativas y entre indicadores.

En una decisión en base a un solo criterio o indicador, se pregunta a los decisores acerca del atractivo que siente o, dicho de otra manera, de la intensidad de preferencia que tiene, si tuviera que escoger entre dos alternativas, y luego entre otras dos, y así sucesivamente; es decir, se realizan comparaciones por pares de alternativas.

Para ello se emplea un conjunto de siete etiquetas semánticas: indiferencia entre ambas, o preferencia muy débil, débil, moderada, fuerte, muy fuerte y extrema, de una alternativa con respecto a la otra.

Para una decisión multicriterio, MACBETH emplea árboles parecidos a los que se utilizan en MIVES (véase el capítulo siguiente), en los cuales los diferentes indicadores se agrupan por razón de su tipo, en dos o más niveles. A su vez, como ayuda a la hora de definir los pesos de cada indicador, emplea las mismas etiquetas semánticas que se acaban de referir.

MACBETH emplea técnicas matemáticas para detectar inconsistencias entre las comparaciones que se han realizado, y para proponer posibles soluciones a dichas inconsistencias. Se trata de algo parecido a lo que se hace en AHP a la hora de detectar inconsistencias en las comparaciones por pares de indicadores que se realizan para establecer la importancia o peso de cada indicador. Finalmente, la ordenación de alternativas se realiza de un modo análogo al que se verá para MIVES.

En nuestra opinión, MIVES tiene una ventaja clara sobre MACBETH, por tener este último mayor complejidad que aquel, sin encontrarse ventajas que pudieran equilibrar la balanza.

El método **ELECTRE** (*Elimination Et Choix Traduisant la REalité*) ha tenido varias versiones (Roy 1977; Figueira et al., 2016). En general, se trata de un método de comparación (*outranking*), también llamado de superación; es decir, compara alternativas entre sí, pero no es realmente un método de evaluación. Para problemas como los de esta Tesis, se realizan comparaciones de cada par de alternativas respecto a cada indicador, que en ELECTRE se llama criterio, empleando cuatro posibles calificaciones: no comparables, indiferencia, preferencia ligera, y preferencia fuerte. Se generan sendas matrices de concordancia y discordancia, empleándose tres tipos de umbral: de preferencia, de indiferencia y de veto.

El índice de concordancia de dos alternativas con respecto a un criterio es un valor de pertenencia difuso con respecto a la afirmación de que una alternativa es, como mínimo, tan buena como la otra (indiferencia o preferencia), con respecto a dicho criterio. El índice de discordancia evalúa la “comparabilidad” de las dos alternativas, no habiendo veto si se consideran comparables.

Empleando las matrices de concordancia y discordancia, junto con un conjunto de pesos para los diferentes criterios, se genera una matriz que permite ordenar las diferentes alternativas.

Este resumen no refleja la complejidad real de esta técnica, cuyas bases metodológicas no son fáciles de explicar a un profano. Por otro lado, ELECTRE no incorpora un procedimiento integrado para definir los pesos aludidos. Finalmente, los métodos de mera comparación, como ELECTRE y PROMETHEE (véase a continuación), se han usado mucho en el pasado, en los principios del desarrollo de las técnicas multicriterio de apoyo en la decisión, pero han perdido protagonismo con la aparición de determinados métodos basados en la utilidad y el valor (basados en la MAUT), como AHP, ANP y MIVES; los métodos de comparación o superación (*outranking*) se están empleando menos. Estas son las principales razones por las cuales se considera que MIVES es una mejor opción que ELECTRE para esta Tesis.

El método **PROMETHEE** (*Preference Ranking Organization Methods for Enrichment Evaluations*), al igual que ELECTRE, es un método de comparación (*outranking*) que ha tenido varias versiones (Vinke y Brans, 1985; Brans y Mareschal, 1992, 1994; Behzadian et al., 2010). Para problemas como los de esta Tesis, se realizan comparaciones por pares para todas las alternativas, con respecto a todos y cada uno de los criterios o indicadores considerados. En cada comparación se determina, cualitativa o cuantitativamente, cuán preferible es una alternativa con respecto a la otra.

Se suele emplear una escala de grados de preferencia, o una función de preferencia, que normalmente toma valores comprendidos entre 0 (indiferencia) y 1 (preferencia absoluta). La preferencia global de una alternativa respecto de otra se calcula como la suma ponderada de los grados de preferencia de la primera alternativa con respecto a la segunda, para todos los criterios o indicadores del modelo.

Su principal ventaja es su sencillez de uso pero, al igual que ELECTRE, PROMETHEE no incorpora un procedimiento integrado para definir los pesos de dicha suma. El resto de las razones para optar por MIVES en vez de PROMETHEE son las mismas que se han indicado al hablar de ELECTRE.

El método **TOPSIS** (*Technique for the Order of Prioritisation by Similarity to Ideal Solution*; Hwang y Yoon, 1981; Yoon, 1987; Hwang et al., 1993; Greco, 2005) se basa en la búsqueda de la alternativa más cercana y más lejana, respectivamente, a la mejor solución ideal y a la peor solución posible, que a veces se llama solución “anti-ideal”. Es decir, se busca la alternativa de menor y mayor distancia geométrica a esas dos soluciones extremas, en un espacio multidimensional. Las dos soluciones extremas pueden ser factibles, o no. Por tanto, puede suceder que alguna de las alternativas bajo estudio sea precisamente la mejor solución ideal (en cuyo caso la distancia geométrica sería nula), o no (en caso de que la solución ideal no sea factible). Lo mismo puede suceder con la peor solución.

Al igual que siempre, para la toma de decisiones se emplean criterios o indicadores, que en TOPSIS se llaman atributos, de forma que la solución ideal es la que alcanza una evaluación máxima para todos los atributos considerados aun cuando, como hemos dicho, no haya alternativas reales, factibles, que puedan cumplir dicha condición. La solución “anti-ideal” es análoga, en este caso con las peores evaluaciones.

TOPSIS es un método fácil de usar y de programar, el número de pasos es el mismo independientemente del número de atributos y, sin embargo, no tiene un sub-método integrado para el establecimiento de pesos y el análisis de la consistencia de los mismos y de las evaluaciones. Todo ello, junto con el hecho de que MIVES incluye aspectos metodológicos más rigurosos, que se verán en el capítulo siguiente, constituyen las razones para emplear MIVES en esta Tesis, en vez de TOPSIS.

El método **VIKOR** (*Visekriterijumsko KOMPromisno Rangiranje: Multicriteria Optimization and Compromise Solution*; Opricovic, 1998, 2009; Opricovic y Tzeng, 2004) es una técnica de ordenación de alternativas con arreglo a criterios o indicadores que, como siempre, tienen una determinada ponderación. El índice de clasificación se basa en la medida de la proximidad a la alternativa ideal, para cada alternativa a ordenar.

Primero se calcula la alternativa ideal para el conjunto de criterios o indicadores. Se utilizan dos métricas para medir las distancias a la alternativa ideal, obteniéndose dos listas ordenadas. En una de ellas se ordenan las alternativas de mayor a menor utilidad de conjunto, y en la otra la de menor a mayor rechazo individual. Tras ello se emplea una función de integración de ambas listas, generándose un tercer y último listado, que es el que proporciona la mejor solución de compromiso. Como vemos, tiene alguna similitud con TOPSIS.

Consideramos que MIVES es preferible a VIKOR, porque aquel es más completo que éste, incluyendo aspectos como la posibilidad de contemplar no linealidades en la evaluación, aspecto que consideramos importante en un trabajo como este.

Por su parte, algunos elementos del método **ASPID** (*Analysis and Synthesis of Parameters under Information Deficiency*; Afgan et al., 1997; Afgan, 2010; Jovanovic et al., 2010; Vucicevic et al., 2013; Stefanovic et al., 2016) están basados en la teoría de los conjuntos difusos (**fuzzy sets**). Por un lado, si bien las operaciones a realizar con estos métodos difusos son muy sencillas, siendo necesario hacer menos operaciones que las necesarias para aplicar la simulación estocástica (menos tiempo de computación), los fundamentos del método pueden ser, para algunos profanos, menos intuitivos que los que emplea el método de Monte Carlo.

Además, la matemática que se basa en el empleo de conjuntos difusos es muy reciente no está todavía tan desarrollada como las técnicas de simulación estocástica. Como se verá en el Capítulo 5 de esta Tesis, esto último a veces lleva a problemas que, o bien no se han resuelto todavía, o bien exigen el empleo de técnicas muy complejas, que eliminan las dos ventajas esenciales de estos métodos, comentadas con anterioridad (pocas operaciones, y operaciones sencillas). Esto lleva, con frecuencia, a que se prefieran otros métodos basados en la matemática tradicional.

En todo caso, y puesto que uno de los directores de Tesis tiene experiencia en el empleo de matemática y lógica difusas (Bendaña et al., 2008; de la Cruz et al., 2015; del Caño et al., 2016), uno de los objetivos de esta Tesis incluye el empleo de una técnica de análisis de la incertidumbre basado en la combinación de MIVES con la aritmética difusa, que a su vez se basa en los conjuntos difusos. Esto restaba atractivo al uso de técnicas basadas en los conjuntos difusos, salvo para el cumplimiento del objetivo aludido. También se han descartado los demás métodos basados en conjuntos difusos, por las mismas razones.

Con todo lo dicho termina lo relativo a métodos alternativos a **MIVES** (Gómez et al. 2012a). Este método multicriterio es una combinación de técnicas que se basa en el análisis de valor y, por tanto, en la MAUT, ya citada. Permite el uso de indicadores cualitativos y cuantitativos, estos últimos con diferentes unidades (unidades monetarias para aspectos económicos, y unidades de peso para algunos contaminantes, entre otras) y escalas. Para poder operar matemáticamente con estos indicadores heterogéneos necesitamos convertirlos a un mismo tipo de variable. MIVES incluye el empleo de funciones de valor para transformarlos todos a una unidad común, adimensional, que toma valores entre 0 y 1 (o entre 0 y 100%), que normalmente se denomina índice de satisfacción, o valor.

El modelo de apoyo en la decisión se construye en la forma de un árbol o grafo ramificado, en el cual las variables de entrada son los indicadores, y la variable de salida es el parámetro que se desea evaluar, teniendo tantos niveles intermedios como sea necesario para reflejar el problema de la forma más eficaz.

MIVES incorpora también un conjunto de métodos, entre los cuales se encuentra AHP, para establecer los pesos o importancia relativa de los diferentes aspectos que se incluyen en la evaluación. La evaluación se realiza por medio de un sumatorio ponderado para todo el árbol.

Finalmente, combinado con técnicas de no deterministas, MIVES permite considerar la incertidumbre que puede afectar a los diferentes parámetros del modelo concebido para cada problema.

Hasta el momento, las principales aplicaciones de MIVES se han realizado en los campos de:

- La evaluación de la sostenibilidad:
 - De estructuras de hormigón (Ministerio de la Presidencia, 2008; Aguado et al., 2012; del Caño et al., 2012; Gómez et al., 2012b; Pons y de la Fuente, 2013; de la Fuente et al., 2016a, 2017; del Caño et al., 2016; entre otros).
 - De estructuras metálicas (Ministerio de la Presidencia, 2011; Gómez et al., 2012b).
 - De estructuras de madera (Cuadrado et al., 2015).
 - De infraestructuras urbanas (Ormazabal et al., 2008; de la Fuente et al., 2016b; entre otros).
 - De edificaciones (Alarcón et al., 2011; San José et al., 2006, 2007a, 2007b; San José y Garrucho, 2010; San José y Cuadrado, 2010; Pons y Aguado, 2012; Cuadrado et al., 2012).
 - De actuaciones urbanísticas (Herranz et al., 2014).
 - Y de centrales de producción de energía eléctrica (Cartelle et al., 2015).
- La optimización de la sostenibilidad de sistemas ingenieriles (del Caño et al., 2015, Cartelle et al., 2018, 2020).
- La resolución sostenible de situaciones ocasionadas por desastres climatológicos o de otros tipos (Hosseini et al., 2016a, b).
- La evaluación del profesorado universitario (Viñolas et al., 2009).
- La prevención de riesgos laborales en la construcción (Casanovas et al., 2014; Reyes et al., 2014).
- Y la priorización de inversiones en el mantenimiento de infraestructuras (Pardo y Aguado, 2015).

Esta Tesis se enmarca en el primero de estos asuntos (evaluación de la sostenibilidad). Las principales ventajas de MIVES son (1) que es sencillo de entender y de aplicar a una gran variedad de problemas, entre ellos el que nos ocupa; (2) que, a través de las funciones de valor, permite considerar no linealidades en la evaluación, de una forma sencilla; (3) que el empleo de su estructura en forma de árbol facilita la comprensión del modelo de evaluación, el establecimiento de sus pesos y la estructuración de los cálculos a realizar; (4) que integra varias formas de establecer los pesos de las diferentes variables del modelo, entre ellas AHP, para reducir al mínimo la posibilidad de que dichos pesos se vean afectados por inconsistencias; (5) y que, como se ha anticipado y se explicará en detalle en los capítulos 4 y 5, permite considerar la incertidumbre para cualquiera de las variables del modelo generado. Varios métodos aquí

citados tienen algunas de estas ventajas, pero no todas al mismo tiempo, o no todas en la misma cuantía.

Hasta aquí lo relativo a posibles métodos multicriterio clásicos, modernos y emergentes. Debe tenerse en cuenta que los resultados obtenidos por los diferentes métodos multicriterio no suelen distar mucho entre sí, como mínimo en cuanto a la determinación de las mejores alternativas (Chitsaz y Banihabib, 2015) y, aunque a veces se dan ciertas diferencias, normalmente esto se debe a problemas en el establecimiento de pesos, que pueden solucionarse de determinadas formas (Kou et al., 2012), o bien se debe a la necesidad de resolver problemas de evaluación poco comunes, de especial complejidad.

1.2.4. Sostenibilidad e instalaciones de calefacción y climatización. Carencias detectadas.

Los sistemas de calefacción y climatización, también conocidos como sistemas HVAC por sus siglas en inglés (*Heating, Ventilating and Air Conditioning*), son los encargados de proporcionar condiciones térmicas aceptables en el interior de los edificios y, al mismo tiempo, se ocupan de mantener una adecuada calidad del aire para las personas (Ghahramani et al., 2014).

Sin embargo, estos sistemas son una de las principales fuentes de consumo de energía en edificios (Almuhtady y Alfaouri, 2020; Caliskan et al., 2011; Caliskan et al., 2019; Cho et al., 2014; Che et al., 2019; Zhang et al., 2020).

De hecho, de acuerdo con Tolga Balta et al. (2010), el consumo energético de estos equipos oscila entre un 16 y un 50% del consumo total del edificio, dependiendo del país y de los patrones de consumo de energía de la sociedad. Algunos autores incluso hablan de cifras superiores. Por ejemplo, Che et al. (2019) afirman que, en climas tropicales, es posible que los sistemas HVAC superen el 50% del consumo total energético de un edificio. Luo et al. (2015) van más allá y hablan de que en los países desarrollados, los sistemas de climatización y calefacción representan entre el 50 y el 60% del consumo anual de energía en edificios residenciales. Las cifras no son mucho mejores en edificios de oficinas (Caliskan et al., 2011). Otros autores también hablan de cifras considerables de consumo energético en Estados Unidos (Ghahramani et al., 2014; He et al., 2014), China (Luo et al., 2015; Sun et al., 2010), o la Unión Europea (Blom et al., 2010; Gustafsson et al., 2014). A esto hay que añadir la correspondiente contribución a diferentes categorías de impacto medioambiental (Che et al., 2019; Luo et al., 2015; Zhang et al., 2020), entre otras cosas, derivada del uso de combustibles fósiles en centrales eléctricas o, directamente, para obtener calor (Chiasson, 2006).

Un número considerable de autores ha abordado uno o varios aspectos de la sostenibilidad de sistemas HVAC o similares. Así, por ejemplo, Ding et al. (2016) desarrollaron un modelo de evaluación de la sostenibilidad de sistemas centralizados de aire acondicionado. Estos autores consideraron dos grandes bloques. El primero, denominado “costes”, incluye tanto lo económico como las emisiones de CO₂. El segundo, equivalente al pilar social, es el de “beneficios” e incluye tanto el confort térmico como la calidad del aire.

Ding et al. (2016) emplearon el modelo en tres casos de estudio diferentes, obteniendo un índice de sostenibilidad para cada uno de ellos. El proceso de obtención de dicho índice es poco sofisticado, y no permite considerar no linealidades en la evaluación de cada indicador.

Arroyo et al. (2016) emplearon un método multi-criterio de toma de decisiones (MCDM por sus siglas en inglés, *Multi-Criteria Decision Making*) denominado CBA (*Choosing By Advantages*;

elección en base a ventajas) para seleccionar el mejor sistema de climatización para un museo situado en San Francisco (Estados Unidos). En este trabajo se tuvieron en cuenta aspectos tales como las emisiones de CO₂, el consumo de agua, el ruido, o las necesidades de espacio, entre otros. Para estos autores el coste no es un indicador, es una restricción frente a la que representar los resultados del resto de indicadores. Por tanto, se trata de una especie de enfoque unidimensional, en el que el pilar económico es clave para la decisión final.

Otro ejemplo de estudio en el que se emplea un método MCDM es el llevado a cabo por Avgelis y Papadopoulos (2009). En particular, los autores emplearon el método Electre III con el objetivo de elaborar un modelo que permita seleccionar entre diferentes alternativas HVAC, tanto en edificios existentes como en edificios de nueva construcción. Dicho modelo tiene en cuenta, al menos, un criterio perteneciente a cada uno de los pilares de la sostenibilidad. Avgelis y Papadopoulos (2009) probaron el modelo propuesto mediante la evaluación de 6 alternativas diferentes para climatizar un edificio situado en Salónica, Grecia.

Es posible encontrar en la literatura existente estudios en los que se emplean métodos MCDM con objetivos que poco o nada tienen que ver con la sostenibilidad. A modo de ejemplo, Huang et al. (2015) emplearon la metodología MCDM "SMART" (*Simple Multi-attribute Rating Technique*, Técnica Simple de Clasificación Multi-atributo) para el diseño de equipos de climatización de edificios, bajo incertidumbre. A la hora de diseñar un sistema de este tipo, existen dos enfoques habituales: i) considerar el peor escenario posible de operación y diseñar el equipo en base a ello y, ii) considerar las condiciones normales de operación y sobredimensionar el equipo mediante la aplicación de un factor de seguridad. Ambas técnicas suelen generar el mismo resultado: un equipo HVAC sobredimensionado. Huang et al. (2015) proponen una metodología que permite diseñar un sistema HVAC teniendo en cuenta una serie de parámetros que suponen incertidumbre en la estimación de la carga máxima de enfriamiento (*peak cooling load*). Entre esos parámetros se encuentran el número de ocupantes, la temperatura ambiente, o la humedad. Estos autores combinan un modelo MCDM con simulación Monte Carlo. De esta forma es posible diseñar un HVAC que no esté sobredimensionado, y que tenga una probabilidad muy elevada de satisfacer las necesidades de operación, por ejemplo, superior al 99,9%.

Por otro lado, Chen et al. (2016) han propuesto un índice de sostenibilidad para sistemas de calefacción en edificios residenciales situados en zonas de China de clima continental extremo, caracterizadas por inviernos muy fríos y veranos muy cálidos. Dicho índice se basa en la eficiencia exergética. Siendo cierto que existe una relación clara entre ciertos aspectos de la sostenibilidad y la eficiencia exergética, existen otros muchos indicadores de la sostenibilidad que no están relacionados con la exergía. Por tanto, no es posible afirmar que el modelo propuesto por Chen et al. (2016) realmente sirva para realizar una evaluación de la sostenibilidad integral, que tenga en cuenta los pilares económico, social y medioambiental en detalle.

El estudio anterior no es el único en el que se asume que la sostenibilidad se puede evaluar en base, única y exclusivamente, a la eficiencia exergética. Por ejemplo, Tolga Balta et al. (2010) ya habían propuesto, con anterioridad, el uso de un índice de sostenibilidad basado en la eficiencia exergética para escoger entre cuatro sistemas de calefacción convencionales: bomba de calor, caldera de condensación, caldera convencional y colector solar.

Este enfoque fue imitado por Caliskan et al. (2011) con el objetivo de evaluar diferentes tecnologías de aire acondicionado: tres convencionales basadas en enfriadores evaporativos

indirectos y una alternativa novedosa basada en el ciclo M de Maisotsenko. Este trabajo fue posteriormente ampliado para evaluar un sistema novedoso de aire acondicionado compuesto por una rueda desecante, una rueda de calor sensible y un enfriador evaporativo regenerativo de aire (Caliskan et al., 2019).

Açikkalp et al. (2018) también propusieron un índice de sostenibilidad similar al de Chen et al. (2016) si bien, en este caso, combinaron la eficiencia exergética con los costes del ciclo de vida del equipo. Los autores emplearon la metodología propuesta para evaluar el sistema de calefacción de un edificio situado en la ciudad turca de Izmir.

Otro estudio en el que se tratan temas exergéticos en la calefacción y climatización de edificios es el realizado por Sayadi et al. (2019).

Por su parte, Che et al. (2019) analizaron el sistema de climatización de un edificio de oficinas de 16 plantas, construido en Hong Kong en 1975. El sistema de climatización original fue reformado. Los autores llevaron a cabo una toma de datos antes y después de la reforma, con el objetivo de evaluar hasta qué punto los cambios habían contribuido a una mejora en términos de sostenibilidad. Estos datos incluían consumos energéticos, confort térmico y contaminantes ambientales (CO, NO₂ y partículas). Las reformas implicaron, entre otras cosas, la instalación de un nuevo sistema de control con deshumidificación del aire exterior y filtrado de partículas. Esto sirvió para reducir drásticamente el consumo energético, así como la presencia de contaminantes y, al mismo tiempo, se logró mantener el nivel de confort. En este trabajo también se incluye el período de recuperación de la inversión realizada.

Auffenberg et al. (2017) trataron de predecir el confort de los usuarios en el interior de un edificio con el objetivo de reducir el consumo energético de los sistemas HVAC. Se trata de un estudio que aborda dos de las tres dimensiones del desarrollo sostenible: social (confort) y medioambiental (consumo de energía). Para ello, los autores propusieron un modelo basado en una red bayesiana que necesita una cantidad reducida de información obtenida a través de sensores no intrusivos.

Otros estudios se centran únicamente en alguno de los pilares de la sostenibilidad. Por ejemplo, en lo económico, Bloomquist (2003) comparó los costes de las bombas de calor geotérmicas con los de otras tecnologías de acondicionamiento. Para ello tuvo en cuenta tanto los costes de inversión como los de operación y mantenimiento.

Leigh y Won (2004) estimaron el coste del ciclo de vida (*Life Cycle Cost*: LCC) de diferentes sistemas de calefacción y climatización. El objetivo de los autores fue emplear el indicador LCC como referencia para la toma de decisiones en un edificio institucional.

Chiasson (2006) también realizó un análisis de costes del ciclo de vida de tres tecnologías de calefacción y climatización para un edificio de oficinas de nueva construcción en Nebraska (Estados Unidos). El autor completó el análisis económico con una estimación del valor actual neto de cada alternativa.

El lector puede encontrar otro ejemplo de estudio económico en Ozyogurtcu et al. (2011), en este caso enfocado a la selección de sistemas HVAC en quirófanos.

En lo relativo al medioambiente, Javani et al. (2013) compararon dos sistemas HVAC en Canadá. Para ello emplearon la metodología de ACV llamada ReCiPe, que permite considerar tanto indicadores de categoría de impacto (*midpoint*, como el calentamiento global, la acidificación o

la eutrofización, entre otros) como indicadores de áreas de protección (*endpoint*, como el impacto sobre la salud de las personas, o la pérdida de la biodiversidad, entre otros).

Astiaso García et al. (2015) también realizaron un ACV para comparar diferentes alternativas de calefacción y climatización para el edificio histórico del museo *Vittoriale Degli Italiani*, situado en Gardone Riviera, en la provincia de Brescia, Italia. Los autores adoptaron un enfoque de tipo *endpoint* mediante el uso de la metodología Eco-indicator 99.

Esta misma metodología fue previamente aplicada por Prek (2004), con el objetivo de seleccionar entre diferentes sistemas de calefacción para un edificio residencial. Dicho estudio se centra en la producción de los equipos, quedando excluida la etapa de generación de energía.

La metodología de ACV llamada EPS (*Environmental Priority Strategies*, estrategias de prioridad medioambiental, en su traducción al castellano) fue empleada por Heikkila (2004) para cuantificar los impactos medioambientales de dos sistemas de aire acondicionado para un edificio de oficinas situado en Estocolmo (Suecia). Esta metodología permite agregar diferentes indicadores en un único índice medioambiental. Cuanto mayor es el valor de dicho índice, mayor es también el impacto sobre el medio.

Gu et al. (2007) también desarrollaron un modelo de ACV, en este caso con el objetivo de estimar el desempeño medioambiental de diferentes equipos de calefacción y climatización en edificios. El modelo permite integrar los resultados de los diferentes indicadores medioambientales en un único índice global, mediante una fase de normalización y otra de ponderación. Cuanto menor es el valor de dicho índice, mejor es el comportamiento del sistema. Los autores probaron el modelo en un edificio de oficinas de 30 pisos situado en Pekín (Beijing, China).

También desde un punto de vista medioambiental, aunque con un enfoque distinto, Chiavetta et al. (2011), llevaron a cabo un ACV con el objetivo de comparar dos sistemas energéticos renovables, termosolar y geotérmico de baja entalpía, como alternativa a los sistemas tradicionales que alimentan los equipos de calefacción y climatización. Para ello emplearon la metodología CML y tuvieron en cuenta todas las fases del ciclo de vida, de la cuna a la tumba.

Con un enfoque diferente, Zhang et al. (2020), estudiaron el potencial de calentamiento global derivado del uso de unidades de climatización en la ciudad de Shenzhen (China), desde 2005 (datos reales) hasta 2030 (proyección de los datos actuales). Para ello tuvieron en cuenta dos tipos de emisiones: i) directas, derivadas del uso de refrigerantes e ii) indirectas, asociadas al consumo de energía.

Ren y Zhao (2014) realizaron un ACV para cuantificar los impactos ambientales de la industria de HVAC en China. En este caso, los autores consideraron cuatro indicadores *endpoint*: impacto sobre la salud de las personas, daño al ecosistema, consumo de recursos y consumo de energía.

El lector puede encontrar en Yang et al. (2008), Luo et al. (2015) otros ejemplos de estudios medioambientales. Otros estudios se han centrado fundamentalmente en aspectos energéticos de este tipo de instalaciones, sobre todo en consumos, como los llevados a cabo por Cho et al. (2014) o Gustafsson et al. (2014), entre otros.

Es posible afirmar que la literatura existente incluye numerosos estudios que se centran en un único aspecto de la sostenibilidad de sistemas HVAC. La mayoría de estos trabajos tratan criterios económicos o medioambientales (impactos o consumo de energía) por separado. Sin embargo, el lector debe tener en cuenta que la selección de este tipo de sistemas es un problema multicriterio y, por tanto, es preciso tomar decisiones en base a indicadores

económicos, sociales y medioambientales. Elegir una alternativa teniendo en cuenta solo el coste o los impactos medioambientales puede ir en contra del desarrollo sostenible.

Por otro lado, también es posible encontrar publicaciones en las que los autores tratan de evaluar la sostenibilidad de diferentes sistemas de climatización y calefacción de edificios. Sin embargo, se puede afirmar, que los trabajos existentes presentan, al menos, una de las siguientes deficiencias:

1. Se basan en una definición errónea o incompleta de índice de sostenibilidad que no tiene en cuenta todos los pilares o dimensiones de la misma.
2. No se consideran en detalle todos los pilares de la sostenibilidad. Muy habitualmente, las dimensiones económica y medioambiental se evalúan en profundidad. Sin embargo, el pilar social suele ser ignorado. Aún en aquellos trabajos en los que se incluye, se hace de una forma superficial.
3. El método MCDM empleado presenta alguna de las siguientes limitaciones: i) permite obtener un ranking de alternativas, pero no ofrece valores cuantitativos del desempeño de cada una; ii) no permite considerar posibles no linealidades en la evaluación de cada parámetro; iii) no integra una metodología para el establecimiento de pesos (misma importancia para todos los parámetros del modelo); iv) no se puede combinar fácilmente con técnicas que permitan tener en cuenta la incertidumbre.
4. No se considera la posible incertidumbre que puede afectar a la evaluación. Sólo se ha encontrado un estudio en el que se considere, y se hace a efectos de la carga máxima de enfriamiento.

Por tanto, no existe ningún modelo probabilista de evaluación de la sostenibilidad de sistemas de climatización y calefacción que tenga en cuenta los tres pilares del desarrollo sostenible en detalle.

1.3. OBJETIVOS Y ESTRUCTURA DE LA TESIS. CUMPLIMIENTO DE OBJETIVOS.

Los objetivos que se plantearon en el Plan de Investigación de esta Tesis Doctoral fueron los siguientes:

1. Desarrollar un método basado en la simulación tipo Monte Carlo para tener en cuenta la incertidumbre que afecta a los indicadores de sostenibilidad, a sus pesos y a la geometría de las funciones de valor, en modelos MIVES.
2. Desarrollar un método basado en la aritmética difusa para el mismo propósito.
3. Comparar los dos métodos, identificar las ventajas e inconvenientes y establecer los campos más adecuados de aplicación de cada uno de ellos. Elegir uno de los dos para su uso en el marco de esta Tesis
4. Establecer, como mínimo, un modelo MIVES para instalaciones energéticas edificatorias.
5. Aplicar a dicho modelo el método elegido.

Por tanto, había es que escoger un tipo de instalación energética edificatoria, ya que el objetivo 4º dejaba abierto este asunto, por ser el plan de investigación un momento muy temprano de la planificación de una Tesis Doctoral. Más tarde, en su momento, se eligieron las instalaciones de calefacción para la aplicación mencionada. De todas formas, el modelo se puede aplicar a

instalaciones de climatización, con pequeños cambios en los valores máximos y mínimos de las funciones de valor.

Dicho lo anterior, para cumplir los objetivos de la Tesis, este documento se ha estructurado de la siguiente manera (Figura 1):

- En el presente **Capítulo 1** se hace una introducción a la Tesis, se estudia el estado del arte, se recuerdan los objetivos que se establecieron en el plan de investigación, se resume la estructura y contenidos de la Tesis y se explica en qué capítulos se cumple cada uno de los objetivos planteados.
- En el **Capítulo 2**:
 - Se proporciona al lector una visión general del método MIVES, bastante completa, incluyendo todas las técnicas de las cuales se puede servir.
 - Además, se expone el nuevo conocimiento que se ha generado tras un prolongado uso del método. Se trata de matizaciones a lo publicado previamente sobre este método, algunas observaciones nuevas acerca del empleo de MIVES, sugerencias de mejora del método, y nuevas recomendaciones a la hora de aplicarlo. A todo ello se le llama método MIVES determinista generalizado.
- En el **Capítulo 3**:
 - Se definen y analizan los principales problemas que, afectando a algunos parámetros de un modelo MIVES, pueden llevar a la necesidad de una evaluación no determinista. Estos problemas son la incertidumbre, la variabilidad, la vaguedad, la ambigüedad, la subjetividad, la falta de completitud de la información disponible para tomar decisiones, las discrepancias de opinión, y la complejidad.
 - Se ha analizado cuáles de estos problemas pueden afectar a los indicadores, a los pesos del árbol, y a la geometría de las funciones de valor.
 - Tras ello se proponen diversas técnicas de ayuda para identificar estos problemas, y para reducirlos, cuando ello sea posible.
 - Una vez que se hayan usado técnicas de reducción de estos problemas, puede haber incertidumbre, vaguedad, ambigüedad o subjetividad remanentes y suficientemente importantes, además de la variabilidad, que no puede reducirse. Como resultado de lo anterior, puede haber discrepancias. En este caso debe recurrirse a una evaluación no determinista, que es uno de los asuntos principales de esta Tesis.
 - Precisamente, en este capítulo se hace una revisión rápida de los principales métodos para ello, habiéndose escogido las dos técnicas antes aludidas (Monte Carlo y aritmética difusa).
- En el **Capítulo 4** se resume el método generalizado MIVES probabilista, basado en la simulación estocástica, que resuelve los principales problemas del método determinista, de una forma relativamente sencilla.
- En el **Capítulo 5** se presenta un método no determinista diferente, basado en MIVES y en la aritmética difusa, se comparan ambos métodos, analizándose sus ventajas e inconvenientes, se dan recomendaciones para su utilización.
- En el **Capítulo 6**:
 - Se presenta un nuevo modelo MIVES de evaluación de la sostenibilidad integral, ambiental, social y económica, de instalaciones de calefacción. El modelo

también servirá en el futuro, con pequeños cambios, para evaluar sistemas de climatización.

- Se escogen varios sistemas de calefacción proyectados en un edificio concreto ubicado en Ferrol (Coruña, España).
- Se aplica los métodos MIVES determinista, probabilista y difuso al modelo, para dichos sistemas de calefacción, estableciéndose comparaciones entre ellos.
- En el **Capítulo 7** se resumen las principales conclusiones de la Tesis, sus aportaciones originales, y los desarrollos que se podrían abordar en el futuro.

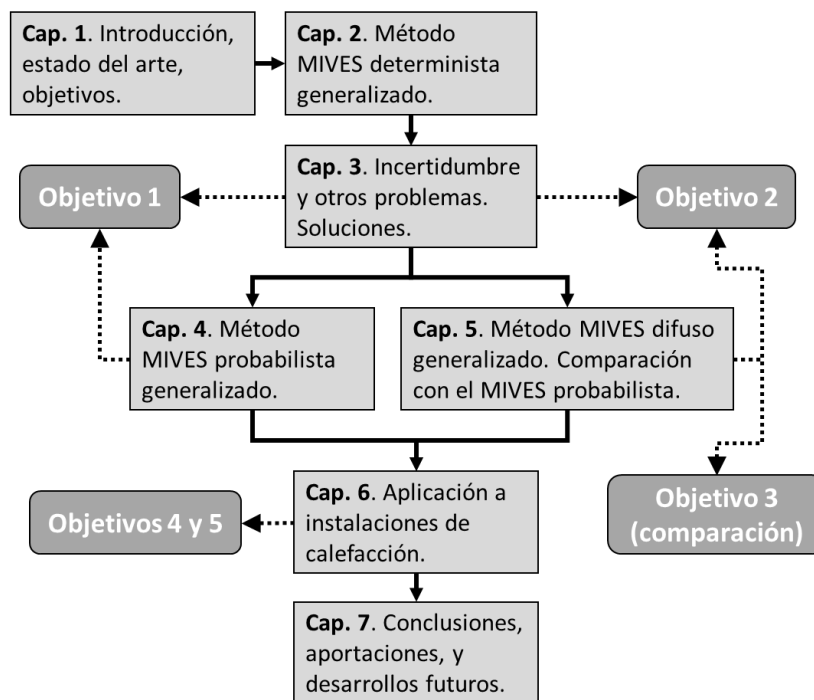


Figura 1.1. Estructura de capítulos de la Tesis, y cumplimiento de sus objetivos.

En función de lo anterior, los objetivos planteados se cumplen de la siguiente manera:

- El **Objetivo 1** se cumple por medio de los **capítulos 3 y 4** (método MIVES probabilista generalizado).
 - En realidad, se va más allá de lo establecido en dicho objetivo porque, además de la incertidumbre, se abordan los problemas causados por la variabilidad, la vaguedad, la ambigüedad, la subjetividad, la falta de completitud de la información disponible para tomar decisiones, las discrepancias de opinión, y la complejidad.
- El **Objetivo 2** se cumple por medio de los **capítulos 3 y 5** (método MIVES difuso generalizado).
 - También aquí se va más allá de lo establecido en este objetivo, por la misma razón antes comentada.

- El **Objetivo 3** (comparar los métodos de los dos objetivos anteriores), se cumple en el **Capítulo 5**.
- Y los **objetivos 4 y 5** se cumplen en el **Capítulo 6** (establecer un modelo MIVES para instalaciones energéticas edificatorias, en este caso de calefacción, y aplicar a dicho modelo el método no determinista elegido).

La Figura 1.1 incluye un resumen de la estructura de la Tesis, y del cumplimiento de objetivos.

1.4. CUMPLIMIENTO DE REQUISITOS SOBRE TRABAJOS CIENTÍFICOS POR PARTE DE ESTA TESIS

Esta Tesis cumple los requisitos sobre trabajos científicos que son ya tradicionales (García, 1994):

- Versa sobre algo concreto, reconocible, identificable.
- Hasta donde se puede saber, tras abundantes búsquedas bibliográficas realizadas a todo lo largo de la Tesis, en una gran diversidad de bases de datos mundiales (entre ellas, Scopus y Web of Science), no ha sido estudiado con anterioridad de la manera en que aquí se hace, en cuanto que supone varias aportaciones originales al campo que se trata. Estas aportaciones se detallan en el correspondiente epígrafe del último capítulo.
- Aporta los datos necesarios para verificar o refutar de los planteamientos, hipótesis, cálculos y conclusiones que se presentan.
- El trabajo realizado es de utilidad:
 - En general, para investigadores y profesionales, en el tratamiento de la incertidumbre cuando se usa el método MIVES y, en particular, a la hora de evaluar la sostenibilidad de sistemas de ingeniería.
 - En el proyecto de instalaciones de calefacción, especialmente desde el punto de vista del promotor y del proyectista.

1.5. RESUMEN

En este capítulo:

- Se han analizado los conceptos de sostenibilidad y desarrollo sostenible. Se ha comenzado por el nacimiento de los mismos, pasando a abordar su evolución temporal hasta el presente.
- Se ha realizado una revisión de la literatura existente en materia de evaluación de la sostenibilidad en la construcción, prestando especial atención a lo relacionado con sistemas de calefacción y climatización de edificios.
- En función de ello, se han identificado las carencias del conocimiento actual.
- Se han definido los objetivos de la presente Tesis Doctoral.
- Se ha resumido la estructura de capítulos de la Tesis, aclarando qué parte de la Tesis permiten el cumplimiento de cada uno de sus objetivos.
- Finalmente, se ha justificado el cumplimiento de requisitos sobre trabajos científicos por parte de esta tesis.

CAPÍTULO 2

MÉTODO MIVES DETERMINISTA GENERALIZADO

2.1. INTRODUCCIÓN Y ASPECTOS GENERALES.

Actualmente se acepta que hay límites al crecimiento (Meadows et al. 2004). Por esta razón, se están empezando a tomar medidas para proteger a la población actual, así como a las generaciones futuras, de las consecuencias de la superación de dichos límites.

De esta tendencia han surgido ciertos términos y conceptos que, a lo largo de los años, han adquirido un alto grado de notoriedad en casi todos los niveles de actividad, ya sea en la economía, la industria, los servicios públicos o la construcción. Dos de esos conceptos son el de desarrollo sostenible y el de sostenibilidad. En general, estos términos pueden relacionarse con la capacidad de hacer algo (como llevar a cabo un proceso, fabricar un producto, producir energía, o climatizar un edificio, entre otras posibilidades), con un impacto negativo mínimo o nulo, en el entorno cercano de esta actividad; o incluso, con un impacto positivo, que normalmente es parcial. De esta manera, la actividad puede continuar indefinidamente.

Desafortunadamente, casi todas las actividades producen algún tipo de efecto negativo en su entorno. La mayoría de los recursos se desperdician o se consumen en procesos irreversibles. Por lo tanto, es imposible lograr un desarrollo sostenible a gran escala. Si bien la sostenibilidad en términos absolutos puede no ser factible, al menos por el momento, resulta necesario llevar a cabo investigación acerca de la manera de conseguir un desarrollo sostenible.

Parece oportuno determinar el grado o nivel de sostenibilidad de diferentes productos o procesos alternativos, empleando ciertos parámetros, normalmente denominados indicadores. Tras ello, parece lógico optar por productos y procesos que se acerquen más al desarrollo sostenible (Josa y Alavedra 2006).

El desarrollo sostenible puede definirse de varias maneras, dependiendo del punto de vista adoptado. Las directrices más comúnmente aceptadas fueron introducidas por las Naciones Unidas en 1987 y documentadas en el Informe Brundtland (ONU 1987). Según este documento, se considera que el desarrollo será sostenible cuando satisfaga las necesidades de las generaciones actuales sin comprometer la capacidad de las generaciones futuras para satisfacer sus propias necesidades. Lo que resulta significativo es la forma en que el informe habla de la satisfacción de las necesidades; no se limita a considerarlas cumplidas por el hecho de ser respetuosas con el cuidado del entorno o del medio ambiente. A veces se comete el error de contemplar la sostenibilidad desde el punto de vista exclusivamente medioambiental. El desarrollo sostenible es algo más.

De acuerdo con la Declaración de Río sobre el Medio Ambiente y el Desarrollo (ONU 1992), en el marco de un desarrollo sostenible los seres humanos tienen derecho a una vida sana y productiva, en armonía con la naturaleza. En consecuencia, la declaración abarca aspectos relacionados con la economía (vida productiva), la sociedad (vida sana) y el medio ambiente (en armonía con la naturaleza).

Por lo tanto, puede afirmarse que el desarrollo sostenible se apoya sobre tres pilares básicos:

- Aspectos relacionados con el medio ambiente, incluido el control de la contaminación o la reducción del consumo de energía, materiales u otros recursos naturales. En general, éstos aspectos se pueden dividir en dos clases de actividades, según el elemento a proteger:
 - Los recursos del planeta, normalmente en términos de materiales y energía.
 - Y los ecosistemas del mismo. Por ejemplo, en el caso del consumo de electricidad para un sistema de calefacción o climatización, al menos, los ecosistemas afectados por:
 - La producción de esa energía eléctrica.
 - La fabricación del sistema de calefacción o climatización.
 - El posterior uso de dicho sistema, que incluye no sólo el consumo de electricidad, sino también otros insumos y tareas de mantenimiento y reparación, durante toda su vida útil.
 - La tarea de dismantelar el sistema, cuando haya terminado su vida útil.
- Los factores económicos, relacionados con la igualdad y el desarrollo en este campo, a su vez vinculados a otros dos aspectos:
 - La reducción de los costes de inversión.
 - Y, sobre todo, la productividad de los recursos del planeta a largo plazo. Siguiendo con el ejemplo anterior, esto implica minimizar los costes a lo largo del ciclo de vida del producto o proceso y, por lo tanto, supone un ahorro económico en la calefacción o climatización del edificio. Al mismo tiempo, implica aumentar la durabilidad, y reutilizar los componentes del sistema, después de dismantelarlo.
 - Lo que realmente debe prevalecer son los costes del ciclo de vida, de los cuales los costes de inversión no son solo más que una parte. La disminución de los costes del ciclo de vida no sólo significará consumir menos recursos económicos, sino que la relación coste-beneficio también será mejor. En particular, el mayor impacto sobre el medio ambiente no suele producirse durante la fabricación del sistema de calefacción o climatización. Se produce en las décadas posteriores, cuando el edificio está en funcionamiento.
 - Si se reducen los costes durante el ciclo de vida, es posible aumentar los salarios de los trabajadores. Por supuesto, este no será el caso si la reducción de los costes de operación se hace mediante la reducción de los salarios, una acción que va en contra del tercer pilar de la sostenibilidad. Por otra parte, la reducción de los costes del ciclo de vida permitirá a la empresa disponer de mayores fondos para llegar a los sectores menos afortunados de la sociedad o a otras sociedades, mediante actividades benéficas. Tales actos contribuirían a sentar las bases para que las generaciones posteriores puedan satisfacer también sus propias necesidades (igualdad y desarrollo, presente y futuro; responsabilidad social de las empresas). Por supuesto, la disminución de los costes del ciclo de vida permitirá a la empresa, también, remunerar mejor a los accionistas.
- Las preocupaciones sociales y culturales, relacionadas con la igualdad y el desarrollo, tales como:
 - La protección de la salud, y el confort de la población.
 - La preservación de los valores sociales y culturales de esa población.

En esta Tesis, cuando se mencione la sostenibilidad, se entenderá que este término abarca, como mínimo, estos tres pilares. Algunos autores emplean un cuarto pilar para los aspectos

puramente técnicos, funcionales o prestacionales. Todo esto significa que hay que tener en cuenta una serie de aspectos, algunos cualitativos y otros cuantitativos, medidos con diferentes unidades. Es necesario realizar una evaluación para determinar si una actividad contribuye a la sostenibilidad en mayor, menor o igual medida que otras (del Caño y de la Cruz 2008).

El método MIVES (Modelo Integrado de Valor para una Evaluación Sostenible) es una combinación de técnicas basadas en un árbol de requerimientos (Gómez et al. 2012a; Figura 2.1), el análisis de valor (Alarcón et al. 2011) y el Proceso Analítico Jerárquico (*Analytic Hierarchy Process*: AHP; Saaty 1980, 2006). Normalmente, la evaluación de la sostenibilidad medioambiental se realiza mediante el Análisis del Ciclo de Vida (ACV; *Life Cycle Analysis*: LCA; Graedel 1998, ISO 2002, Matthews y otros 2002, ASCE 2004, ISO 2006a, 2006b). Existe también el concepto de análisis de ciclo de vida relacionado con los pilares social y económico (*Life Cycle Social Assessment*; *Life-Cycle Cost Analysis*). El resultado de cualquiera de ellos es un conjunto de evaluaciones. Por ejemplo, en el caso de un ACV ambiental esas evaluaciones serán las relacionadas con el cambio climático (medido en emisiones equivalentes de CO₂ por unidad funcional, como puede ser el m² calefactado, si la altura de techos es siempre la misma, o el m³ calefactado, en otro caso), la acidificación (emisiones equivalentes de SO₂ por unidad funcional), o la eutrofización (emisiones equivalentes de PO₄³⁻ por unidad funcional), entre otros muchos aspectos.

	Requerimientos	α_i	Criterios	β_i	Indicadores	γ_i	Peso absoluto
Índice Global de Sostenibilidad	Económico	0,25	Costes de inversión y	0,70	Coste de inversión	0,40	7,00%
					Coste de explotación	0,60	10,50%
			Costes de mantenimiento	0,20	Coste de mantenimiento de instalaciones	0,30	1,50%
					Coste de inspecciones periódicas preceptivas	0,70	3,50%
	Subvenciones	0,10	Subvenciones	1,00	2,50%		
	Social	0,33	Confort	0,70	Confort: distribución de temperaturas	0,23	5,40%
					Confort: velocidad del aire	0,23	5,40%
					Nivel sonoro	0,23	5,40%
					Flexibilidad de regulación	0,05	1,08%
					Control de calidad del aire (humedad-pureza)	0,08	1,80%
					Volumen destinado a instalaciones	0,05	1,08%
					Volumen de equipos en zonas ocupadas	0,05	1,08%
					Reparación: tiempo y molestias	0,05	1,08%
			Periodicidad del suministro energético	0,03	0,76%		
	Seguridad	0,30	Riesgo de accidente	1,00	9,90%		
	Medio ambiental	0,42	Emisión de contaminantes	0,85	Emisiones CO2 eq. (g/kWh)	0,24	8,64%
					Emisiones NOx (g/kWh)	0,19	6,91%
					Emisiones SOx(g/kWh)	0,19	6,91%
					Emisiones COVNM (mg/kWh)	0,15	5,18%
					Emisiones PM2,5(mg/kWh)	0,15	5,18%
Emisiones PM10 (mg/kWh)					0,08	2,88%	
Compromiso empresarial			0,15	Certificaciones ambientales	1,00	6,30%	
100,00%							

Figura 2.1. Árbol de requerimientos, propuesto en esta Tesis, para evaluar la sostenibilidad de instalaciones de calefacción.

Se suele llamar indicadores a los parámetros que se evalúan. A su vez, en lo relativo al medio ambiente, se llama indicadores de inventario (*startpoint indicators*) a los que se miden en unidades correspondientes a un contaminante concreto emitido a la atmósfera, al agua o al suelo. Este es el caso de los kg de CO₂ emitidos por un sistema de calefacción, por m² calefactado. Los indicadores de inventario también incluyen todos y cada uno de los recursos (materias primas, energía y agua) consumidos por el sistema objeto de estudio. Los primeros (contaminantes) están asociados a las salidas del sistema, mientras que los segundos (recursos) se corresponden con las entradas al mismo.

Se llama indicadores de categoría de impacto (*midpoint indicators*) a aquellos que se refieren a un daño concreto, causado por una combinación de contaminantes o por un determinado nivel de consumo de recursos (minerales, fósiles, renovables, etc.), y que se miden en unidades equivalentes (unidad de referencia) por unidad funcional. Este es el caso, por ejemplo, del indicador de calentamiento global, medido en kg de CO₂ equivalentes por m² calefactado.

Utilizar para un impacto determinado el concepto de equivalencia con respecto a un contaminante principal nos permite expresar, de forma ponderada, la contribución de cada uno de los contaminantes a la producción de ese impacto. De esta forma se tiene en cuenta el hecho de que los impactos son provocados, generalmente, por varios contaminantes. Así, por ejemplo, 1 kg de metano (CH₄) tiene un impacto sobre el calentamiento global, que se puede cuantificar, según diferentes autores, entre 20 y 36.75 veces más alto que el impacto de 1 kg de CO₂. Como, a pesar de ello, la mayoría de nuestros procesos generan una cantidad de CO₂ mucho mayor que de metano, el indicador de calentamiento global se suele medir en kg de CO₂ equivalentes. Y para calcular los kg equivalentes de CO₂ de un proceso habrá que sumar, a los kg de CO₂ generados, los kg de metano generados multiplicados por un “factor de caracterización” del orden de 30, y así sucesivamente con el resto de contaminantes que pueden provocar calentamiento global.

De esta forma se obtendrá un único valor numérico medido en unidades equivalentes por unidad funcional, para cada una de las categorías de impacto medio ambiental.

Este proceso es equivalente a completar las sub-etapas de clasificación y caracterización que forman parte de la fase de evaluación de un ACV medio ambiental desarrollado de acuerdo a las normas UNE-EN ISO 14040:2006 y 14044:2006 (ISO 2006a, 2006b) en las que se definen los principios y marcos de referencia, así como los requisitos y directrices de un ACV medio ambiental, respectivamente.

Sin embargo, el principal problema estriba en que cada uno de los indicadores de categoría de impacto presenta su propia unidad de referencia, diferente al resto de unidades equivalentes. A modo de ejemplo, la unidad de referencia para el calentamiento global es el kg de CO₂ equivalente, mientras que para el potencial de acidificación del medio suele ser el kg de SO₂ equivalente.

Esto implica que no es posible comparar directamente los valores numéricos obtenidos para estos dos indicadores medidos en unidades de referencia diferentes y sacar conclusiones válidas. En otras palabras, una mayor cantidad de kg de CO₂ equivalente, por unidad funcional, no necesariamente tiene que ser peor en términos de calentamiento global que una mayor

cantidad de kg de SO₂ equivalente, por unidad funcional en términos de acidificación. La razón de ello es clara: ambos indicadores están expresados en diferentes unidades, y hacen referencia a impactos ambientales distintos.

Por tanto, surge aquí la necesidad de llevar a cabo un proceso de normalización, mediante el cual se hagan adimensionales los resultados obtenidos para los indicadores de categoría de impacto, haciendo posible la comparación de los nuevos valores numéricos, así como la posterior extracción de conclusiones. El método MIVES es una opción para realizar este proceso de normalización, y también para integrar todos los indicadores ambientales en un solo índice de sostenibilidad ambiental, y lo mismo se puede hacer con los indicadores sociales y económicos. Finalmente, de la misma forma, MIVES permite integrar estos tres índices en uno global.

Con respecto a la normalización, MIVES se utiliza para transformar diferentes tipos de variables, medidas con diferentes unidades, en una misma unidad adimensional, que se denomina índice o grado de satisfacción; a veces también se llama valor. MIVES, a través de sus funciones de valor, permite considerar posibles no linealidades en la evaluación. Además, tiene en cuenta la importancia relativa de los diferentes indicadores incluidos en dicha evaluación. Por último, MIVES ayuda a integrar, ordenadamente, los indicadores de sostenibilidad ambiental, social y económica en un único índice de sostenibilidad global. Con todo ello se facilita la comparación entre las diversas alternativas de diseño, para elegir las que más contribuyan al desarrollo sostenible.

Sin embargo, el desarrollo sostenible es una disciplina joven, en general, y más todavía en el sector de la calefacción y la climatización. Por lo tanto, hasta ahora no ha habido suficientes investigaciones que proporcionen datos realmente completos para establecer modelos de evaluación cuantitativa exhaustiva y global sobre la sostenibilidad de los sistemas de calefacción y climatización.

Hay pocas organizaciones y autores que hayan trabajado en este campo, generando una mínima cantidad de información sobre este asunto. Estas aportaciones han sido referidas ya con anterioridad en esta Tesis. De hecho, no se ha encontrado ninguna fuente que aporte datos acerca de indicadores de categoría de impacto para todos los sistemas de calefacción habituales, o que permita calcularlos, y en esta Tesis ha habido que trabajar con indicadores de inventario.

Muchos modelos de evaluación se basan en un sistema de puntuación ponderada para los diferentes indicadores de sostenibilidad. Esos métodos se pueden complementar con técnicas especiales para estimar los pesos de los indicadores, como es el caso del Proceso Analítico Jerárquico (AHP), del que hablaremos más adelante. Por otro lado, se está investigando acerca del uso de alternativas más sofisticadas, como la matemática o la lógica difusas (Prato 2005, Vakili-Ardebili y Boussabaine 2007, Kouloumpis y otros, 2008).

Una técnica cada vez más usada es la del método MIVES. Se ha utilizado para evaluar la sostenibilidad de sistemas estructurales (Ministerio de la Presidencia 2008, 2011, Aguado y otros 2012, Gómez y otros 2012b, del Caño et al. 2012, Pons y de la Fuente 2013, Cuadrado et al. 2015, del Caño et al. 2016, de la Fuente et al. 2017, Zubizarreta et al. 2019, Josa et al. 2020), edificios completos (San José et al. 2007b, San José y Garrucho 2010, San José y Cuadrado 2010, Cuadrado y otros 2012), subsistemas edificatorios (Pons y Aguado 2012, de la Fuente et al. 2016a, Casanovas et al. 2019), o aspectos de seguridad y salud en la construcción (Casanovas et al. 2014, Reyes y otros 2014), por nombrar sólo algunos. También se ha empleado para la priorización de inversiones en infraestructuras (Pardo Bosch y Aguado 2015, Pujadas et al. 2017),

para la selección de ubicaciones sostenibles para viviendas temporales en áreas urbanas (Hosseini et al. 2016a), e incluso ha sido utilizado en el sector energético (Cartelle Barros et al. 2015, Cartelle Barros et al. 2018, Cartelle Barros et al. 2020). En realidad, se trata de una metodología genérica que puede aplicarse a cualquier proceso de toma de decisiones. Es adecuada para cualquier sistema o subsistema constructivo, ya sean estructuras, fachadas, cubiertas o instalaciones edificatorias.

2.2. OBJETIVOS DE ESTE CAPÍTULO.

El primer objetivo de este capítulo es proporcionar al lector una visión general del método MIVES, bastante completa, incluyendo todas las técnicas de las cuales se puede servir.

Es verdad que ya se ha publicado sobre MIVES, pero también lo es que, tras su uso prolongado, se ha avanzado en el conocimiento acerca del método y de su aplicación, en aspectos que creemos no han sido publicados hasta ahora.

Estas novedades constituyen el segundo objetivo, y han sido incluidas a lo largo de las explicaciones acerca del método que se abordan en este capítulo. Algunas de esas explicaciones están basadas en publicaciones del doctorando, en colaboración con otros autores. A ellas se han añadido algunas matizaciones a lo publicado previamente, algunas observaciones nuevas acerca del empleo de MIVES, nuevas sugerencias de mejora del método, y nuevas recomendaciones a la hora de aplicarlo.

2.3. EL MÉTODO MIVES.

El método MIVES tiene su origen en la Universidad Politécnica de Cataluña, y se desarrolló en proyectos conjuntos realizados por investigadores de dicha universidad, la Universidad del País Vasco y la Corporación Tecnalia (España). Este método, en su concepción actual, comprende las siguientes fases (Figura 2.2):

- A. Definir del problema a resolver, así como de las decisiones a tomar.
- B. Recopilar información del proyecto, del modelo y de los indicadores. Esta información permitirá realizar adecuadamente el trabajo de las fases posteriores.
- C. Identificar todos los aspectos que forman parte de la evaluación, y elaborar un esquema del modelo que se va a construir, en la forma de un árbol que normalmente tiene tres niveles: requerimientos, criterios e indicadores (Figura 2.1).
 - Los indicadores pueden ser cuantitativos, medibles, o cualitativos.
 - Al mismo tiempo, con los cuantitativos se pueden utilizar diferentes unidades y escalas de medición.
 - A partir de ahora se denominará árbol de requerimientos al esquema que aquí se ha referido.
- D. Establecer la base cuantitativa del modelo, que se divide en dos aspectos que se pueden abordar en el orden que se refiere a continuación, o en orden inverso.
 1. Fase D1. Definir funciones matemáticas, denominadas funciones de valor para convertir los indicadores en un conjunto de variables con las mismas unidades

- y escala. Como se verá más adelante, estas funciones permiten considerar posibles no linealidades en la evaluación.
2. Fase D2. Definir la importancia o pesos relativos de cada aspecto que se tenga en cuenta en la evaluación. En particular, se trata de la importancia relativa de cada indicador, criterio y requerimiento. Es en esta etapa, en caso de modelos con grandes ramales, cuando puede ser necesario usar el método AHP.
- E. Realizar un análisis de sensibilidad, para identificar los aspectos del modelo que más y menos influyen en los resultados de la evaluación, y para averiguar si el modelo es *robusto* ante cambios en los pesos y funciones de valor.
- A los efectos de esta Tesis, los aspectos del modelo que más influyen en los resultados de la evaluación son posibles candidatos a ser tratados de forma probabilista, si estuviesen sometidos a suficiente incertidumbre.
 - Los indicadores que sean irrelevantes pueden eliminarse del modelo, tanto en modelos deterministas como probabilistas y, si no se eliminan, no merece la pena considerar su posible incertidumbre.
 - Esta fase del método no existía en la concepción inicial del método MIVES.
 - En ella, por otro lado, los responsables de desarrollar pueden detectar posibles desviaciones o incoherencias de dichos resultados.
 - De ser así, y una vez consultadas todas las partes interesadas, será necesario realizar un proceso iterativo, volviendo a fases anteriores del método, con el objetivo de subsanar posibles problemas. Fundamentalmente:
 - Volver a la Fase C en caso de ausencia o de incorrecta definición de indicadores importantes que no fueron identificados inicialmente.
 - Volver a la Fase D1 si se considera que hay funciones de valor con geometrías que no son oportunas.
 - Volver a la Fase D2 si se llega a la conclusión de que hay pesos que no son adecuados.
 - En general, esto que se acaba de comentar no debería ocurrir, ya que cada una de las fases del método debe ir acompañada de una etapa de reflexión y discusión lo suficientemente importante como para que no sea necesario retroceder a fases anteriores. Sin embargo, a veces ocurre.
 - Con respecto al carácter *robusto* del modelo, aunque no siempre puede conseguirse, es deseable. De esta forma, si hay diferentes expertos que proponen diferentes conjuntos de pesos y funciones de valor, y todos ellos hacen propuestas lógicas, aceptables, y los resultados de aplicar el modelo son más o menos los mismos con todas las propuestas, se habrán eliminado las discrepancias.
- F. Definir las diferentes alternativas de diseño que pueden ayudar a resolver el problema identificado en la primera fase.
- Puede ocurrir que los creadores del modelo MIVES ya tengan una idea inicial de las posibles alternativas de diseño que podrían dar respuesta al problema definido en la Fase A.
 - Es más, esto puede ser de ayuda a la hora de construir el árbol de requerimientos en la tercera etapa (Fase C). De hecho, no es atípico que durante el proceso de selección de los indicadores que formarán parte del árbol de requerimientos (Fase C), se tengan en cuenta las características particulares de las principales alternativas de diseño.

- Sin embargo, es en la Fase F del método MIVES cuando los usuarios del modelo definen de forma precisa todas y cada una de las alternativas a evaluar, estimando los valores de entrada (numérico o no) a las funciones de valor, para cada uno de los indicadores incluidos en el modelo.
- G. Evaluar las alternativas identificadas, estimando el valor de los indicadores para cada una de ellas, y aplicando el modelo creado previamente.

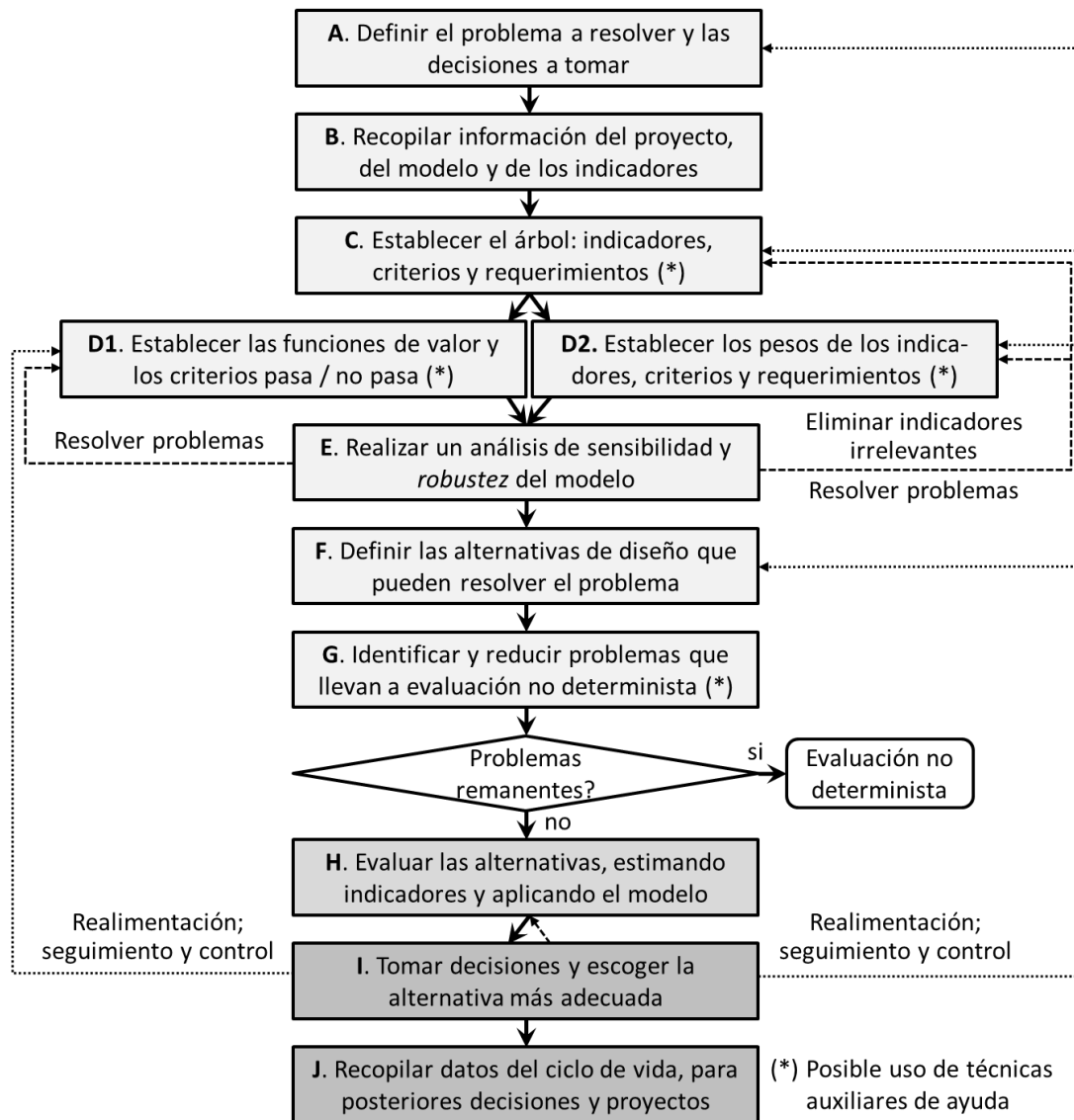


Figura 2.2. Diagrama de flujo del método MIVES.

H. Análisis crítico de los resultados y toma de decisiones.

- En esta fase, el usuario del modelo, que puede formar parte del equipo de trabajo encargado de la definición del mismo, o no, debe llevar a cabo un análisis crítico de los resultados identificando, en base a su experiencia en el sector, posibles desviaciones o incoherencias en los mismos.
- De ser así, puede ser necesario llevar a cabo un proceso iterativo como el descrito en la Fase E, volviendo a las fases C, D1 o D2. Es claro que la necesidad de esta vuelta atrás será ahora menos probable que en la Fase E. Se remite al lector a lo dicho en la Fase E sobre este asunto.
- Finalmente, haya o no vueltas atrás, se tomarán las decisiones oportunas mediante la elección de la alternativa más adecuada, o del conjunto más adecuado de alternativas complementarias.

Como se verá más adelante, algunas de las fases resumidas anteriormente pueden solaparse. Por otra parte, los participantes en cada fase pueden coincidir, o no. Frecuentemente coinciden, pero no tiene por qué ser así.

Por ejemplo, en las Instrucciones españolas de hormigón y acero estructural (Aguado y otros 2012, Gómez y otros 2012b), las fases A a E fueron realizadas por los grupos de trabajo que redactaron dichas Instrucciones, mientras que las restantes fases deben ser realizadas por los proyectistas o por sus clientes, en cada proyecto. Esto se debe al hecho de que se trata de un marco normativo de obligado cumplimiento y, por ello, en él, cada proyectista o cliente tiene que utilizar el mismo árbol, con idénticos pesos y funciones de valor, para que se puedan hacer comparaciones entre proyectos realizados por varios profesionales. En una norma de obligado cumplimiento no es posible dejar estas decisiones en manos de los diseñadores o sus clientes. Estos tendrán que tomar otras decisiones: las que permitirán que el sistema proyectado tenga un cierto índice de sostenibilidad. Dicho de otra forma, los proyectistas y clientes no pueden interpretar o modificar una norma de obligado cumplimiento como ellos deseen.

En cualquier caso, cuando se trabaja fuera de un marco legislativo, los diseñadores pueden llevar a cabo todo el proceso (todas las fases).

2.3.1. Fase A: Definición del problema a resolver y las decisiones a tomar.

Si bien MIVES es un método genérico aplicable a cualquier problema a resolver (Fase A de MIVES), este método suele aplicarse para proyectar algo de acuerdo con criterios de sostenibilidad. El objetivo puede ser cualquier tipo de proyecto; por ejemplo, un complejo industrial, un edificio, un vehículo o, como en este caso, un sistema de calefacción o climatización. Hay que tomar decisiones acerca de la elección del diseño más adecuado, escogiendo entre varias opciones o, en nuestro caso, escoger el mejor sistema dentro de la taxonomía existente. Para una adecuada definición del problema a resolver es imprescindible tener un conocimiento detallado del proyecto o trabajo en cuyo marco hay que tomar la decisión. Esto implica una tarea de estudio y análisis de dicho proyecto o trabajo, que puede ser larga en el tiempo, y requerir mucho esfuerzo de un equipo de profesionales.

2.3.2. Fase B: Recopilar información acerca del proyecto, del modelo y de los indicadores.

No es posible realizar adecuadamente el resto de los trabajos de este método sin disponer de información para ello. Así, por ejemplo, no tiene sentido que el árbol incluya indicadores de los cuales no va a ser posible encontrar información que permita evaluarlos. Por otro lado, si existe información acerca de ciertos indicadores, hay que analizar si es válida, si hará falta modificarla o complementarla, o si es utilizable de forma directa. Así, por ejemplo, puede existir información acerca de todos los indicadores de inventario ambiental que, por medio de los correspondientes factores de caracterización, se conviertan a indicadores de categoría de impacto, a usarse en el modelo MIVES. O puede suceder que sólo haya información sobre un conjunto limitado de indicadores de inventario, que no hagan posible el cálculo de los indicadores de categoría de impacto.

En otro orden de cosas, para poder establecer una función de valor es necesario conocer, aunque sea de forma muy grosera, el valor mínimo y máximo que puede tomar dicho indicador para las alternativas que se van a comparar, o para cualquier tipo de alternativa que se podría comparar, en el futuro, por medio del modelo a construir. Sin estos datos no es posible fijar los valores de satisfacción mínima y máxima de la función de valor ($P_{i,min}$ y $P_{i,max}$). Se remite al lector al epígrafe 2.3.4, que trata sobre este asunto.

Debe quedar claro que en fases posteriores puede ser necesario recopilar información más detallada, sobre todo acerca del árbol y de sus indicadores, entre otras cosas porque en este momento habrá menos información disponible que la que habrá en fases subsiguientes.

2.3.3. Fase C: Construcción del árbol de requerimientos.

Como ya se ha anticipado, y como puede verse en la Figura 2.1, el árbol de requerimientos (Fase C de MIVES) es un esquema jerárquico en el que se definen de manera organizada las diferentes características del producto o proceso que se va a evaluar. Este árbol tiene normalmente tres niveles: requerimientos, criterios e indicadores.

El tercer nivel, de indicadores, es el más importante. Define los aspectos que se van a evaluar. Los otros dos niveles establecen una estructura para desglosar el árbol. En la Figura 2.1 se muestra el árbol utilizado en esta Tesis para evaluar la sostenibilidad de sistemas de calefacción y climatización. La utilidad del árbol radica en lo siguiente:

- Los indicadores están ordenados por criterios, y estos están ordenados por requerimientos. Esto sirve para estructurar el problema, ordenando los aspectos recogidos en el modelo, y proporcionando una visión general del problema que facilita la comprensión del mismo, tanto a los que crean el modelo como a los que deben usarlo.
- Como se verá más adelante, simplifica el proceso de establecimiento de los pesos de los indicadores.
- Finalmente, como también se verá posteriormente, el árbol estructura y facilita los cálculos a realizar.

Para mejorar los resultados obtenidos en esta fase es de utilidad el empleo de algunas de las técnicas auxiliares que se resumen en el epígrafe 2.4 de este capítulo. Se remite al lector a dicha sección.

2.3.4. Fase D1: Establecimiento de las funciones de valor y de los criterios pasa / no pasa.

Una vez que el árbol de requerimientos ha tomado forma, entran en juego elementos matemáticos de la teoría general de toma de decisiones. En particular, se utilizan los aspectos generales de la toma de decisiones multicriterio (*Multi-Criteria Decision Methods: MCDM*; Ríos y otros 1989, Triantaphyllou 2000).

El primer paso es establecer un método para convertir las diferentes magnitudes y unidades de los indicadores en una unidad adimensional común, que aquí se denominará índice de satisfacción, grado de satisfacción, o valor (Fase D1 de MIVES). Es importante recordar que las funciones de valor se aplican tanto a los indicadores cuantitativos como a los cualitativos.

En cualquier problema de MCDM, el responsable de la toma de decisiones tiene que elegir entre un conjunto continuo o discreto de alternativas. En esta Tesis el problema es discreto. Las diversas alternativas pueden numerarse y este número no es elevado.

En MIVES el problema se plantea con certeza acerca de las preferencias del decisor con respecto a los indicadores propuestos. Por tanto, el problema de MCDM forma parte de la Teoría de la Utilidad Multiatributo (*Multi-Attribute Utility Theory: MAUT*).

En el enfoque clásico de la MAUT (Han 2004), cuando se conocen las preferencias del decisor con respecto a los indicadores propuestos con respecto al conjunto $x \in X$ de alternativas que deben ser comparadas entre sí, es posible considerar la existencia de una función de valor $V: P \rightarrow R$ de manera que $P_x > P'_x \Leftrightarrow V(P_x) > V(P'_x)$, donde P es el conjunto de indicadores a evaluar para la alternativa x . En este caso, X es un conjunto discreto, el contexto es de certeza, y el problema consiste en construir una función de valor $V(P_x)$ que, integrando todos los indicadores $P_x = (P_{1,x}, P_{2,x}, \dots, P_{N,x})$, refleje las preferencias del decisor. La solución es una función de valor V resultante de sumar las N funciones de valor V_k , correspondientes a los N indicadores, que cumplan que $V_k: P \rightarrow R$ es tal que $P_{k,x} > P'_{k,x} \Leftrightarrow V_k(P_{k,x}) > V_k(P'_{k,x})$. Una característica muy interesante de la función de valor V es su desagregabilidad. Esta propiedad permite obtener un valor adimensional de conjunto $V(P_x)$, por medio de la suma de valores parciales $V_k(P_{k,x})$ asociados a indicadores $P_{k,x}$ medidos en diferentes unidades y escalas. Esto será útil, más adelante, para abordar un problema estructurado en forma de árbol.

Pues bien, la función de valor V resultante toma la forma de la expresión [2.1], donde γ_k son factores que representan la preferencia de unos indicadores frente a otros. Es decir, son los pesos a efectos de sostenibilidad. Por su parte, $V_k(P_{k,x})$ son las funciones de valor que miden el grado de sostenibilidad de la alternativa x que se está evaluando, con respecto a un determinado indicador P_k .

$$V(P_x) = \sum_{k=1}^N \gamma_k \cdot V_k(P_{k,x}) \quad [2.1]$$

Vamos a abordar ahora el caso de un problema estructurado en forma de árbol, con tres niveles, como el reflejado en la Figura 2.1. La expresión [2.1] no fue concebida para una estructura de árbol. Así pues, para evitar confusiones, en adelante se utilizarán los subíndices i , c y r para referirnos, respectivamente, a los indicadores (i), criterios (c) y requerimientos (r), en vez de utilizar el subíndice k de la fórmula [2.1].

En una estructura de árbol, las funciones $V_i(P_{i,x})$ de los indicadores que pertenecen a un mismo criterio son sumadas según la expresión [2.2], para obtener la función $V_c(P_{c,x})$ de ese criterio, todo ello para la alternativa x. En dicha expresión el subíndice i varía desde 1 hasta η_c , siendo η_c el número de indicadores pertenecientes al criterio c.

$$V_c(P_{c,x}) = \sum_{i=1}^{\eta_c} \gamma_i \cdot V_i(P_{i,x}) \quad [2.2]$$

Posteriormente, las funciones $V_c(P_{c,x})$ de los criterios que pertenecen a un mismo requerimiento se sumarán para obtener la función $V_r(P_{r,x})$ de ese requerimiento, según la expresión [2.3], donde β_c son los factores que representan los pesos de unos criterios frente a otros. De manera similar a lo dicho para la expresión [2.2], en la expresión [2.3] el subíndice c varía desde 1 hasta η_r , siendo η_r el número de criterios pertenecientes al requerimiento r.

$$V_r(P_{r,x}) = \sum_{c=1}^{\eta_r} \beta_c \cdot V_c(P_{c,x}) \quad [2.3]$$

Una vez más, de forma similar, ahora empleando la expresión [2.4], las funciones $V_r(P_{r,x})$ de los requerimientos se sumarán para obtener la función $V(P_x)$. Ésta representa el valor o índice de sostenibilidad de la alternativa x que se está analizando. En esta expresión se denomina α_r a los pesos de los distintos requerimientos. En la expresión [2.4] el subíndice r varía desde 1 hasta η , siendo η el número de requerimientos existentes en el árbol.

$$V(P_x) = \sum_{r=1}^{\eta} \alpha_r \cdot V_r(P_{r,x}) \quad [2.4]$$

Ya se ha mencionado el hecho de que las funciones de valor pueden desagregarse. Debido a ello, las fórmulas [2.2], [2.3] y [2.4] pueden integrarse en la fórmula [2.5]. Con esta expresión se puede obtener directamente la función $V(P_x)$ como sumatorio de las funciones $V_i(P_{i,x})$ para los N indicadores del modelo que se está empleando para el análisis. Por lo tanto, en la expresión [2.5], el subíndice i varía de 1 a N, siendo N el número total de indicadores que se incluyen en el nivel más ramificado del árbol (parte derecha de la Figura 2.1).

$$V(P_x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \cdot \beta_i \cdot \gamma_i \cdot V_i(P_{i,x}) \quad [2.5]$$

El resultado numérico de usar la fórmula [2.5] será el mismo que el obtenido mediante el uso combinado de las fórmulas [2.2], [2.3] y [2.4]. Obsérvese que, en la expresión [2.5], los pesos α , β y γ pasan a tener el mismo subíndice i , a diferencia de lo que ocurría en las expresiones [2.2], [2.3] y [2.4]. Esto puede explicarse claramente utilizando la Figura 2.1.

En dicha figura, si se emplean las fórmulas [2.2], [2.3] y [2.4], en la [2.2] el subíndice i varía desde 1 hasta $\eta_c=2$ para $c=1$, en el ramal de indicadores pertenecientes al criterio “Costes de inversión y operación”. De la misma manera, i varía entre 1 y $\eta_c=2$ para $c=2$, en el ramal de indicadores pertenecientes al criterio “Costes de mantenimiento”, y entre 1 y $\eta_c=1$ para $c=3$, en el ramal de indicadores pertenecientes al criterio “Subvenciones”. Lo mismo ocurre con el resto de ramales de indicadores. Por su parte, en la fórmula [2.3] el subíndice c varía entre 1 y $\eta_r=3$ para $r=1$, en el ramal de criterios pertenecientes al requerimiento “Económico”. Asimismo, c toma valores entre 1 y $\eta_r=2$ para $r=2$, en el ramal de criterios pertenecientes al requerimiento “Social”. Por último, en [2.4] el subíndice r varía desde 1 hasta $\eta=3$, que es el número total de requerimientos existentes en el árbol (Económicos, Sociales, Medio ambientales).

Por el contrario, si se emplea la fórmula [2.5], existe un único subíndice i que varía entre 1 y $N=22$, que es el número total de indicadores del árbol. En dicha fórmula, α_i y β_i son los pesos de los requerimientos y criterios a los que pertenece cada indicador i . Por otro lado, γ_i son los pesos de los diferentes indicadores. A partir de aquí sólo se usarán expresiones como la [2.5], con objeto de facilitar las posteriores explicaciones relacionadas con el método MIVES.

La definición de las funciones de valor V_i asociadas a los N indicadores no es tarea sencilla, ya que deben cumplir ciertos requisitos. Su principal objetivo es homogeneizar las unidades de los distintos indicadores, y permitir la no linealidad en la evaluación. Además, resulta necesario que estas funciones tomen valores entre los mismos límites. Con esto se logra que el índice de satisfacción de todos los indicadores se cuantifique con la misma escala de valoración, normalmente entre cero y uno, valores que representan el mínimo y máximo grado de sostenibilidad, respectivamente. Esto facilita, por un lado, la ponderación de las funciones V_i mediante los pesos α_i , β_i , y γ_i . Por otro, hace más sencilla la obtención de dichos pesos. Sólo es necesario establecer la prioridad relativa de unos indicadores respecto a otros; luego la de unos criterios frente a otros; y finalmente, la de unos requerimientos respecto a los demás. Los límites 0 y 1 también se pueden expresar como 0 y 100%, pero a partir de ahora sólo se van a emplear los primeros.

Para limitar la escala de la función de valor, hay que establecer los valores $P_{i,\min}$ y $P_{i,\max}$ asociados al mínimo y máximo grado de sostenibilidad de cada indicador. Es decir, los valores de P asociados a los valores de $V_i = 0$ y de $V_i = 1$. Estos valores se denominan puntos de mínima y máxima satisfacción.

Las funciones de valor tienen otro aspecto importante: su geometría. Para unir los puntos de mínima y máxima satisfacción, normalmente se emplean cinco tipos de función.

La utilización de una u otra geometría para las funciones de valor depende de las características del indicador que se esté evaluando (Alarcón et al. 2011) y del propósito que se persiga. Las funciones de valor de uso normal son las siguientes:

- Funciones continuas y convexas vistas desde la parte superior del eje de ordenadas (Figura 2.3.a).

- Por ser más intuitivo, a partir de ahora llamaremos convexas a las de la Figura 2.3.a, a pesar de que la definición matemática convencional de convexidad es justo la contraria a la que aquí se emplea.
- Las funciones continuas y convexas pueden ser crecientes y decrecientes. Con respecto a las funciones crecientes:
 - Estas experimentan un marcado aumento de su índice de satisfacción (eje de ordenadas) para valores del indicador (eje de abscisas) cercanos al punto de satisfacción mínima.
 - Además, ese aumento del índice de satisfacción va disminuyendo a medida que el indicador se acerca al punto de satisfacción máxima.
 - Esto es lo que sucede en la función de valor con línea continua de la Figura 2.3.a.
 - Este tipo de función, de baja exigencia, se utiliza cuando se desea fomentar el cumplimiento de unos requisitos mínimos que ya suponen, de por sí, un alto nivel de exigencia. Este puede ser el caso de una normativa técnica de gran exigencia, donde se considere suficientemente satisfactorio su mero cumplimiento. Un proyecto realizado con mayor nivel de exigencia tendrá un índice de satisfacción mayor, pero no mucho mayor.
 - Estas funciones de valor también son adecuadas para situaciones en las cuales se quiera premiar la utilización de nuevas tecnologías, y se valore muy positivamente esa implantación, aunque sea en un pequeño porcentaje, con objeto de abrir nuevos caminos.
- Las funciones decrecientes de este tipo, como la de línea discontinua de la Figura 2.3.a, tienen el mismo comportamiento que las crecientes, con la única diferencia de que ahora el índice de satisfacción disminuye cuando aumenta el valor del indicador.
- Las funciones continuas y cóncavas (Figura 2.3.b) son de alta exigencia, sean crecientes o decrecientes.
 - Con ellas se trata de llevar al proyectista, o a su cliente, a puntos cercanos al de máxima satisfacción. Esto sucede con las dos funciones de valor de la Figura 2.3.b.
 - Son funciones aplicables a los requisitos más comunes, cuyo cumplimiento es realmente fácil para la mayoría de las empresas del sector correspondiente.
 - Un factor frecuentemente relacionado con este tipo de función es la economía en los costes de inversión.
- En las funciones continuas en forma de “S”, sean crecientes o decrecientes, el principal incremento en el índice de satisfacción se produce en la parte central de la curva, tal como se puede ver en Figura 2.3.d.
 - Esta función tiene un comportamiento intermedio entre las dos anteriores.
 - Se comporta como las cóncavas para valores cercanos al mínimo grado de satisfacción, y como las convexas cuando estamos cerca del máximo índice de satisfacción. Y en la zona intermedia tiene un comportamiento cercano al lineal.
- El último tipo de función continua es la lineal, sea creciente o decreciente (Figura 2.3.c).
 - En ella el incremento relativo del valor es constante en todo el rango de valores del indicador.
 - Esta función se utiliza cuando no hay razones de peso para emplear las anteriormente referidas.

- Hasta ahora todas las funciones han sido continuas. Sin embargo, puede darse el caso de que haya funciones discretas.
 - Una razón para ello es que un indicador continuo se evalúe por niveles o rangos discretos. Por ejemplo, los niveles de satisfacción con una determinada circunstancia, prestación o especificación técnica pueden ser muy bajos, bajos, medios, altos o muy altos, aunque puedan medirse también de forma continua (por ejemplo, con cifras de 0 a 10, o de 0 a 100).
 - La otra razón, obvia, es que el indicador sea realmente discreto.
 - Un ejemplo de función discreta podría ser la que valora el compromiso ambiental de una empresa acreditado mediante la posesión de una certificación EMAS, una ISO-14000, o carezca de cualquier tipo de certificación ambiental.
 - En consecuencia, es posible utilizar funciones escalonadas como las que se muestran en las figuras 2.3.e a 2.3.h.
 - Estas funciones pueden tener un comportamiento similar a las que son continuas y convexas (Figura 2.3.e), cóncavas (Figura 2.3.f), en forma de S (Figura 2.3.h) o lineales (Figura 2.3.g).
 - Por supuesto, las funciones discretas (Figuras 2.3.e a 2.3.h) también pueden ser decrecientes.

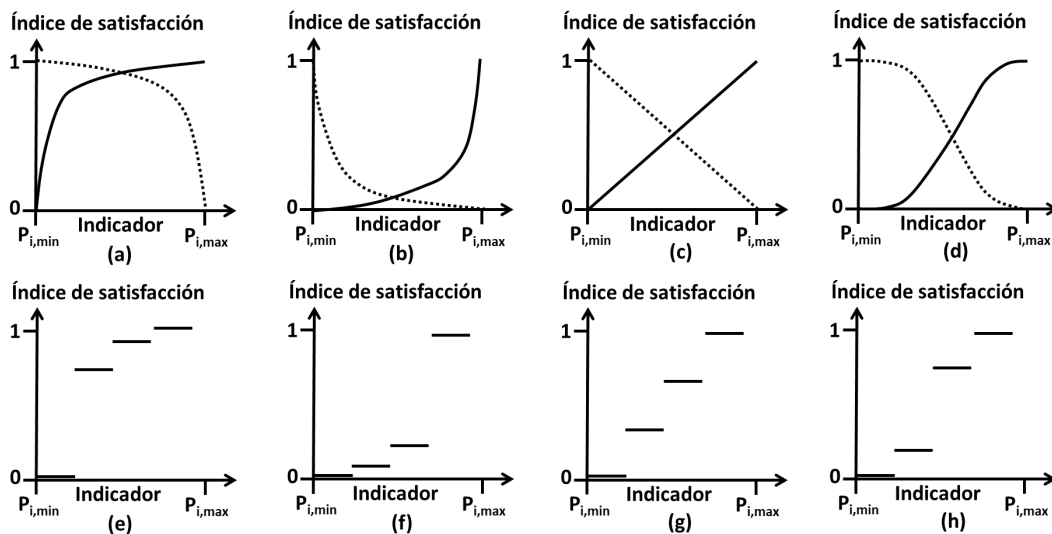


Figura 2.3. Posibles geometrías de las funciones de valor.

Para funciones continuas se emplea la fórmula [2.6], que permite generar funciones cóncavas, convexas, lineales y en forma de S.

$$V_i = \frac{1 - e^{-m_i \cdot \left(\frac{P_{i,x} - P_{i,min}}{n_i}\right)^{A_i}}}{1 - e^{-m_i \cdot \left(\frac{P_{i,max} - P_{i,min}}{n_i}\right)^{A_i}}} \quad [2.6]$$

En la fórmula [2.6]:

- $P_{i,max}$ es el valor del indicador (en el eje de abscisas) para el cual el índice de satisfacción es 1. Es decir, $P_{i,max}$ es el valor de entrada a la función de valor asociado a un nivel de satisfacción V_i igual a 1. De la misma manera, $P_{i,min}$ es el valor del indicador para el cual el índice de satisfacción es 0 ($V_i = 0$).
 - Por tanto, para funciones de valor crecientes, $P_{i,min}$ es menor que $P_{i,max}$, tal y como se observa en la Figura 2.3.
 - Sin embargo, en funciones de valor decrecientes ocurre lo contrario ($P_{i,min} > P_{i,max}$).
 - En funciones de valor crecientes, por debajo de $P_{i,min}$ y por encima de $P_{i,max}$ el índice de satisfacción se considera constante e igual a los valores asociados a $P_{i,min}$ y $P_{i,max}$, es decir 0 y 1 respectivamente.
 - Por su parte, en funciones de valor decrecientes, valores del eje de abscisas que sean superiores a $P_{i,min}$ están asociados a un nivel de satisfacción nulo ($V_i = 0$), mientras que valores inferiores a $P_{i,max}$ presentan el máximo nivel de satisfacción ($V_i = 1$).
- $P_{i,x}$ es el valor que toma el indicador i , en el eje de las abscisas, para la alternativa x que se esté evaluando.
 - Si $P_{i,x}$ está entre $P_{i,min}$ y $P_{i,max}$ (funciones crecientes) o entre $P_{i,max}$ y $P_{i,min}$ (funciones decrecientes), su índice de satisfacción es $V_i(P_{i,x})$, que es el resultado de aplicar la ecuación [2.6].
 - Y, como se ha anticipado, si para funciones crecientes $P_{i,x}$ está por debajo de $P_{i,min}$, o para funciones decrecientes por encima de $P_{i,min}$, entonces $V_i(P_{i,x})$ valdrá 0. Y si para funciones crecientes $P_{i,x}$ está por encima de $P_{i,max}$, o para funciones decrecientes por debajo de $P_{i,max}$, entonces $V_i(P_{i,x})$ valdrá 1.
- A_i , n_i y m_i son factores de forma que sirven para conseguir que la curva sea cóncava, que tienda a una línea recta, que sea convexa o en forma de S.

El denominador de [2.6] permite mantener la función de valor dentro del rango (0; 1). Por lo tanto, los puntos de satisfacción mínima y máxima se van a asociar a un valor 0 y 1, respectivamente.

Con respecto a la manera de conseguir que una función de valor continua tenga una u otra geometría, resulta obvio que existe una relación entre los valores de A_i , m_i y n_i , y la geometría resultante. Alarcón et al. (2011) hacen recomendaciones acerca de los valores que deben tomar A_i , m_i y n_i para conseguir una determinada geometría, pero se ha comprobado que esas recomendaciones no siempre llevan a la geometría deseada. De hecho, dichos autores indican que sus recomendaciones son orientativas, y que cada función de valor debe definirse trabajando con los parámetros ya mencionados, hasta lograr la geometría deseada.

Por eso, en esta Tesis Doctoral, lo que se ha hecho es definir primeramente la geometría que se considera adecuada al efecto que se pretende causar (véase lo ya dicho con respecto al uso de las diferentes geometrías), y luego se hacen tanteos hasta conseguir dicha forma. Esto se puede

hacer de varias formas. Una es comenzar con unos valores cualquiera de A_i , m_i y n_i , para luego modificarlos hasta llegar a la curva deseada. Otra es comenzar con valores acordes a las propuestas de Alarcón et al. (2011), y luego modificar esos valores hasta conseguir el efecto deseado. No siempre esto último lleva a la forma deseada con más rapidez.

Para ello, por tanto, resulta necesario disponer de una herramienta gráfica informática que genere la curva correspondiente a unos parámetros determinados. Posibles opciones son el software MIVES (UPC 2020), las utilidades gráficas de Excel, Matlab o cualquier otra herramienta potente de programación de alto nivel, y herramientas web como FooPlot, GeoGebra, Desmos, o Wolfram Alpha.

Con respecto a la generación de las funciones de valor discretas no hay mucho que decir, porque lo que hay que hacer es, simplemente, ir definiendo el índice o grado de satisfacción para cada etiqueta semántica del indicador. Se hace notar que en algunos casos puede ser oportuno que ninguna de las etiquetas tenga un grado de satisfacción máximo (1) o nulo, si es que ninguna de dichas etiquetas se considera lo suficientemente favorable o desfavorable como para que tome dichos valores extremos.

Otro punto a tener en cuenta es que las funciones de valor continuas pueden diferir de las mencionadas aquí. Por ejemplo (Alarcón et al. 2011), la función de valor para la temperatura de confort en un sistema de aire acondicionado puede ser triangular o parabólica, con dos mínimos (valor 0), desde el punto en que la temperatura ambiente es excesivamente fría o caliente (por ejemplo, 15°C y 30°C). También hay un máximo (valor 1) para la temperatura que se considera más agradable (por ejemplo, 23°C). Algo similar puede hacerse para el nivel de confort de la humedad. En cualquier caso, este tipo de funciones no se utilizan muy a menudo, y están relacionadas con el control de sistemas de HVAC, o con un posible índice de satisfacción de temperatura y humedad del local, que puede conseguirse con diversos sistemas; por tanto, como se verá más adelante, no se va a emplear en esta Tesis.

La otra parte de esta fase consiste en establecer los oportunos criterios pasa / no pasa. Antes de explicar este asunto es necesario comprender que, en un modelo MIVES que no tenga este tipo de filtros, una evaluación de conjunto puede ser muy favorable para una determinada alternativa de diseño, a pesar de que uno de sus indicadores tome valores no deseados: basta con que el resto de indicadores tomen valores muy favorables.

Pero esto debe evitarse a toda costa. No debe seleccionarse una alternativa que tenga un buen índice global de sostenibilidad, si no cumple unos requisitos mínimos. Estos requisitos pueden ser de cualquier tipo; por ejemplo, que determinados indicadores de emisiones no sobrepasen un determinado nivel, o que no se consuma más energía que una cantidad determinada, o que el coste del ciclo de vida no sea superior a un máximo admisible por razones de financiación, o todos ellos a la vez.

También se pueden establecer requisitos en la forma de horquilla de valores, si bien esto no suele ser necesario. En este caso el requisito es que el indicador se mantenga dentro de dicha horquilla.

Una vez definidos estos requisitos, el funcionamiento del modelo MIVES es el mismo que antes, pero la evaluación se anula si no se cumple alguno de ellos. Entre otras posibilidades, la manera de anular la evaluación puede ser mediante mensaje de error y sin salida de resultados, o mediante el índice que resulta de los cálculos, junto con un mensaje de error. Esto último no es recomendable, por si hubiese algún tipo de distracción por parte del usuario.

La razón para que los filtros pasa / no pasa estén en esta fase, con la definición de las funciones de valor, es porque están interrelacionados con ellas. En particular, porque estos filtros se fijan en el eje de abscisas de la función de valor. Así, por ejemplo, si el requisito es que un indicador de emisiones no sobrepase un límite, habrá que programar la herramienta informática para que dé mensaje de error cuando el indicador tome valores superiores.

Al igual que en la fase anterior, existen ciertas técnicas auxiliares de ayuda para mejorar los resultados de esta fase. Para ello se remite al lector al epígrafe 2.4 de este capítulo.

2.3.5. Fase D2: Establecer el peso de los parámetros del modelo. Métodos.

Por otro lado, es necesario determinar los pesos α_i , β_i y γ_i del árbol de requerimientos (Fase D2 de MIVES). Hay dos formas de ordenar las estimaciones. Una es comenzar con el cálculo de los pesos α_i de los diferentes requerimientos; seguir luego con los pesos β_i de los criterios de cada requerimiento; y, finalmente, hacer lo propio, dentro de cada criterio, para obtener los pesos γ_i de los distintos indicadores (Brugha 2004, Ahn y Han 2005). La otra forma sigue el sentido contrario, comenzando con los indicadores y terminando con los requerimientos. Los resultados de la realización de ambos procesos deben ser similares, y no se considera que haya una manera mejor de proceder. A continuación, se van a incluir varios sub-epígrafes en los cuales se detallan los principales métodos para establecer los pesos del árbol.

Además del uso de estas técnicas, de nuevo, se pueden emplear ciertas técnicas auxiliares de ayuda para mejorar los resultados de esta fase, que se resumen en el epígrafe 2.4 de este capítulo.

2.3.5.1. Fase D2: Establecer pesos mediante puntuación directa.

Con respecto a los métodos de ponderación, la alternativa más sencilla es la puntuación directa. Se trata de emplear valores numéricos directamente establecidos por expertos en el campo de que se trate. Esto es útil cuando el número de variables a ponderar es bajo, normalmente 2 a 4 parámetros, y las personas que intervienen en el proceso no tienen grandes discrepancias.

2.3.5.2. Fase D2: Establecer pesos con el método de las proporciones.

La segunda alternativa es el método de las proporciones. En este caso se establece una importancia relativa (p. ej., 100) para un indicador, y se establece la importancia del resto, por comparación con aquel. El proceso termina con la oportuna normalización, para conseguir que los pesos sumen 100 ($\sum p_i = 100\%$). Este método es útil cuando hay que ponderar un número medio-bajo de variables, normalmente de 3 a 7 parámetros, o cuando dicho número es bajo (de 3 a 5 variables), y existe cierta discrepancia inicial entre las personas que intervienen en el proceso.

A partir de 7 variables la probabilidad de que se pierda visión de conjunto, durante el proceso de ponderación, es muy alta; esto puede suceder incluso con 5 variables. Además, las discrepancias antes referidas pueden no resolverse con los métodos anteriores. Otras veces, simplemente, desde el principio del proceso se ha decidido realizar llevar a cabo un procedimiento suficientemente ordenado, que evite dificultades al establecer pesos.

2.3.5.3. Fase D2: Establecer pesos con el Proceso Analítico Jerárquico.

En estos casos se puede utilizar el Proceso Analítico Jerárquico (*Analytic Hierarchy Process: AHP*) (Saaty 1980, 2006, Forman 1990, Brughha 2004, Ahn y Han 2005, Hsiao y Chou 2006, Lu et al. 2009). Existen también otros métodos multicriterio de ayuda en la toma de decisiones que emplean otras formas de establecer ponderaciones, como puedan ser, entre otros, el Proceso Analítico en Red (*Analytic Network Process*) (Saaty y Vargas 2006), MACBETH (Bana e Costa et al. 2011), ELECTRE (Figueira et al. 2016), PROMETHEE (Behzadian et al. 2010), TOPSIS (Hwang et al. 1993) o VIKOR (Opricovic 2009). De hecho, partes de estos otros métodos se podrían usar en el marco de MIVES, para sustituir a AHP. Sin embargo, MIVES nació asociado a AHP y, por otro lado, este método ofrece una buena relación entre utilidad y complejidad del mismo. Quizá por ello, y por ahora, la comunidad que usa MIVES no se ha planteado sustituir AHP por otro método.

En todo caso, si se usa AHP, o cualquier otro método para definir una ponderación, es importante hacer una comprobación final para asegurar que los resultados son sólidos. AHP emplea etiquetas semánticas para definir la importancia relativa de un indicador sobre otro. Así, por ejemplo, un indicador puede ser algo más importante que otro, bastante más importante, o mucho más importante, y así sucesivamente. Luego, a cada etiqueta se le asigna un valor numérico. Existe subjetividad en el uso de estas etiquetas, y por ello es recomendable un subproceso final para analizar, contrastar y, si es necesario, modificar los pesos resultantes.

Como se ha anticipado, aquí se va a trabajar con AHP, y ahora se va a pasar a resumir este método. En AHP, un conjunto de personas con suficiente conocimiento y experiencia en el campo de que se trate, aporta opiniones para determinar la importancia relativa de cada ramal, con respecto a las otras que brotan del mismo punto del árbol. Además, estas comparaciones de importancia relativa se hacen por pares, dos a dos. Es decir, se compara el primer parámetro con el segundo, el primero con el tercero, el primero con el cuarto, y así sucesivamente. Tras ello se compara el segundo con el tercero, con el cuarto, etc. Luego el tercero con el cuarto, con el quinto, y así hasta realizar todas las posibles comparaciones por pares.

Saaty (1980, 2006) propone la escala de prioridades reflejada en la Tabla 2.1, que sugiere etiquetas semánticas a usar, y un valor numérico para cada una. Los valores de la Tabla pasarán a formar parte de la matriz de decisión A, de la que se hablará más adelante.

Importancia relativa	Significado (i respecto a j)	Elemento de la matriz	
		a_{ij}	a_{ji}
1/9	Absolutamente o extremadamente menos preferido	1/9	9
1/8	Valor intermedio entre 1/9 y 1/7	1/8	8
1/7	Mucho menos importante o preferido	1/7	7
1/6	Valor intermedio entre 1/7 y 1/5	1/6	6
1/5	Menos importante o preferido	1/5	5
1/4	Valor intermedio entre 1/5 y 1/3	1/4	4
1/3	Ligeramente menos importante o preferido	1/3	3
1/2	Valor intermedio entre 1/3 y 1	1/2	2
1	Igual importancia	1	1

2	Valor intermedio entre 1 y 3	2	1/2
3	Ligeramente más importante o preferido	3	1/3
4	Valor intermedio entre 3 y 5	4	1/4
5	Más importante o preferido	5	1/5
6	Valor intermedio entre 5 y 7	6	1/6
7	Mucho más importante o preferido	7	1/7
8	Valor intermedio entre 7 y 9	8	1/8
9	Absolutamente o extremadamente más preferido	9	1/9

Tabla 2.1. Valores propuestos por Saaty (1980, 2006) para su uso en la comparación por pares de AHP, y su posterior uso para calcular la decisión de la matriz A.

De todas formas, tras haber usado la Tabla 2.1 en diversas ocasiones, no siempre se ha obtenido lo que se pretendía, y se considera que puede ser más útil, para el que lo desee, el uso de la Tabla 2.2.

Importancia relativa	Significado (i respecto a j)	Elemento de la matriz	
		a_{ij}	a_{ji}
1	Igual importancia	1	1
2	El doble de importante	2	1/2
3	El triple de importante (etc.)	3	1/3
1,3	Un 30% más importante	1,3	1/1,3
1,5	Un 50% más importante	1,5	1/1,5
1,7	Un 70% más importante (etc.)	1,7	1/1,7

Tabla 2.2. Etiquetas y valores alternativos a los de la Tabla 1.

Una vez hecha la comparación por pares, es necesario hacer una serie de cálculos para obtener el peso de cada uno de los ramales, y el de los indicadores. Estos cálculos se resumirán más adelante. Hay cuatro pasos en este proceso de cálculo, tal como se refleja en la Figura 2.4:

1. Construir la matriz de decisión A.
2. Calcular el vector de pesos.
3. Evaluar la consistencia de la matriz de decisión.
4. Si esta matriz no es consistente, volver al paso 1 para hacer cambios en ella.

Pasemos ahora a la construcción de la matriz de decisión A. Las dimensiones de esta matriz son $d \times d$, donde d es el número de variables (indicadores, criterios o requerimientos) para los cuales

se hace una comparación por pares limitada a la zona del árbol a la que se está aplicando AHP en cada momento.

Es decir, en el caso de que los pesos de los requerimientos se calculasen con AHP (cosa nada habitual, por ser sólo 3 o 4 variables), sólo habrá una matriz A para todos ellos. En cambio, si se utiliza AHP para establecer los pesos de los criterios, habrá una matriz A para cada conjunto de criterios relacionados con el mismo requerimiento (véase la Figura 2.1). Por último, si se emplea AHP para calcular los pesos de los indicadores, habrá una matriz A para cada conjunto de indicadores relacionados con el mismo criterio.

Cada uno de los elementos a_{ij} de la matriz A adquiere valores diferentes según la importancia relativa de la variable i con respecto a la variable j. Para ello se emplean las opiniones de los decisores, que se expresan de la forma cualitativa ya vista en la Tabla 2.1. Recordemos que esto se puede hacer también con la Tabla 2.2.

Estas tablas tienen como misión mantener la consistencia y la coherencia de los participantes, mientras elaboran la matriz A. Por ejemplo, si la importancia relativa de la variable i con respecto a j es $a_{ij} = 3$, entonces el elemento a_{ji} de esa matriz debería estar asociado al valor $1/3$, es decir, el inverso de a_{ij} ($a_{ji} = 1 / a_{ij}$), dado que representa la importancia relativa de la variable j con respecto a i (Saaty 1980). Se llama matriz recíproca a aquella que tiene esta característica.

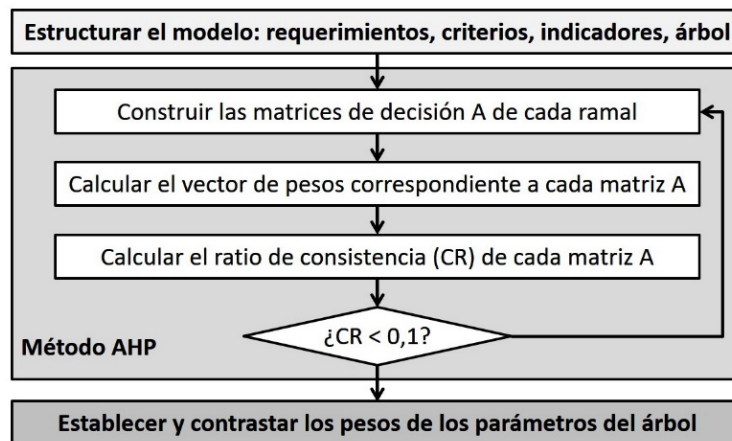


Figura 2.4. Proceso, en un marco MIVES, para establecer los pesos α_i , β_i y γ_i de los requerimientos, criterios e indicadores (basado en Saaty 1980).

El segundo paso de AHP es calcular los vectores de pesos, utilizando las diferentes matrices de decisión. Esto se hará para los γ_i de cada conjunto de indicadores pertenecientes al mismo criterio. La tarea se repetirá para calcular los β_i de los criterios pertenecientes a un mismo requerimiento. Finalmente, los α_i de cada requerimiento se calcularían de forma análoga.

En los ramales que tienen un solo indicador o criterio, el peso asociado a ese ramal será uno. Es decir, cuando un criterio tiene un solo indicador, el peso de ese indicador será del 100%. Lo mismo ocurrirá con los requerimientos que tienen un solo criterio. Tal es el caso del árbol de la Figura 2.1. En él se muestra cómo los criterios 3, 5 y 7 (Subvenciones, Seguridad y Compromiso empresarial), están constituidos cada uno por un indicador. Es obvio que no hay necesidad de aplicar el AHP a estos indicadores. Tampoco es necesario usar AHP para ramales que tengan pocas ramificaciones, como es el caso del criterio 1 (Costes de inversión y operación), que sólo tiene dos indicadores. Tampoco resulta necesario emplear dicho método para los pesos de los tres requerimientos (Económico, Social, Medioambiental).

A partir de este punto se va a resumir el proceso de AHP para determinar los pesos γ_i de los indicadores. Se trata de aplicar conceptos algebraicos relativamente sencillos que se van a resumir también. Para calcular los pesos α_i y β_i de criterios y requerimientos debe llevarse a cabo el mismo tipo procedimiento.

Para obtener los pesos γ_i de un criterio es necesario calcular el autovector asociado al máximo valor propio de la matriz de decisión A (Saaty 2006). Cada componente de ese autovector representará los pesos γ_i de los distintos indicadores, de acuerdo con el orden en que dichos indicadores se coloquen en la matriz A. En cuanto al máximo autovalor, más adelante servirá para calcular el índice de consistencia de las opiniones empleadas para construir la matriz de decisión.

Para determinar el autovector de los pesos γ_i de la matriz A, asociado al máximo autovalor ω_{\max} para dicha matriz, es necesario, en primer lugar, calcular todos los autovalores de A. Luego hay que obtener el autovector asociado al máximo autovalor. Para calcular los autovectores de A se emplea la fórmula [2.7], conocida como ecuación de autovalores de una matriz. En esta expresión, A es la matriz de decisión, que será diferente para los diversos ramales del árbol de requerimientos; ω puede ser cualquiera de los autovalores de A, mientras que γ son diferentes autovectores asociados a cada autovalor ω .

$$A \cdot \gamma = \omega \cdot \gamma \quad [2.7]$$

Transformando la expresión [2.7], si se pasa $\omega \cdot \gamma$ al otro lado de la igualdad, se llega a la expresión [2.8]. En esta fórmula, I es la matriz identidad, que debe tener las mismas dimensiones que la matriz A (d x d). Tanto el autovector γ , como el vector 0, son vectores columna.

$$(A - \omega \cdot I) \cdot \gamma = 0 \quad [2.8]$$

Por medio de la expresión [2.8] se pueden calcular los autovalores de A. Para ello hay que igualar a cero el determinante de la matriz $(A - \omega \cdot I)$, tal como se muestra en la expresión [2.9].

$$\det(A - \omega \cdot I) = 0 \quad [2.9]$$

Calculando el determinante de la expresión [2.9] se obtiene un polinomio en ω , de grado d , conocido como polinomio característico de A . Resolviendo este polinomio se obtienen los diferentes valores de ω , que constituyen el conjunto de autovalores de A . Habrá un total de d autovalores. En este caso, como ya se ha indicado, el autovalor que se necesita estimar es el máximo de todos ellos, ω_{\max} . Una vez calculado ω_{\max} , se introduce su valor en la expresión [2.8], generándose con ello un sistema indeterminado de d ecuaciones y d incógnitas. La razón de que sea indeterminado es que se ha igualado a cero el determinante de este sistema de ecuaciones. No obstante, como se muestra en la expresión [2.10], la suma de los pesos γ_i para el conjunto de indicadores pertenecientes al mismo criterio debe ser siempre igual a 1, siendo todos los γ_i positivos ($\gamma_i > 0$).

$$\sum_{i=1}^{\eta_c} \gamma_i = 1 \quad [2.10]$$

Esta restricción proporciona la ecuación adicional necesaria para resolver dicho sistema de ecuaciones, que ya no será indeterminado. La solución al mismo es el autovector asociado al máximo autovalor de A . En otras palabras, es el vector de los pesos γ_i de los indicadores comparados en A .

Si todo este proceso algebraico se aplica a una matriz A de dimensiones 3×3 , como la de la expresión [2.11], el determinante a resolver será el que se muestra en la expresión [2.12].

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a & b \\ 1/a & 1 & c \\ 1/b & 1/c & 1 \end{bmatrix} \quad [2.11]$$

$$\begin{vmatrix} 1-\omega & a & b \\ 1/a & 1-\omega & c \\ 1/b & 1/c & 1-\omega \end{vmatrix} = 0 \quad [2.12]$$

Al desarrollar este determinante, se llega a un polinomio característico de tercer grado, reflejado en la fórmula [2.13].

$$-\omega^3 + 3\omega^2 + \left(\frac{a \cdot c}{b} + \frac{b}{a \cdot c} - 2 \right) = 0 \quad [2.13]$$

Una vez resuelto este polinomio, se obtienen tres valores de ω , que son los tres autovalores de la matriz A. A continuación, introduciendo el máximo autovalor (ω_{\max}) en la expresión [2.8], y utilizando la restricción de la expresión [2.10], se puede calcular el vector de pesos γ_i .

Sin embargo, este procedimiento convencional para calcular ω_{\max} y γ_i puede resultar largo y complejo. Además, a medida que aumenten las dimensiones de A, la obtención de las raíces de su polinomio característico no será una tarea rápida ni sencilla. Resulta más útil emplear la fórmula [2.14] (Hsiao y Chou 2006, Lu et al. 2009, entre otros), que permite un cálculo computacional aproximado. Además, con esta fórmula, el cálculo del autovector de pesos γ_i asociado al máximo autovalor ω_{\max} es directo. No es necesario realizar todo el conjunto de operaciones descritas anteriormente. Por tanto, el cálculo se simplifica, siendo más rápido y más fácil de programar que si se emplean las expresiones [2.7] a [2.13].

$$\gamma_i = \left(\prod_{j=1}^{\eta_c} a_{ij} \right)^{1/\eta_c} / \sum_{i=1}^{\eta_c} \left(\prod_{j=1}^{\eta_c} a_{ij} \right)^{1/\eta_c} \quad [2.14]$$

En la expresión [2.14], a_{ij} son los elementos de la matriz A, y η_c es el número de indicadores pertenecientes al criterio c, para cuyos pesos γ_i se están calculando.

Tras hacer un análisis comparativo de la aplicación de los dos métodos a matrices A de diferentes dimensiones, se ha comprobado que se pueden obtener los mismos resultados con ambos procedimientos. Cabe señalar que, cuando la dimensión de la matriz A es $d = 3$, el método aproximado lleva a la solución exacta. Por razones obvias, no es posible la inconsistencia cuando $d = 2$ y, por tanto, no ha lugar a aplicar AHP a este caso.

Saaty (1980) propone cuatro métodos diferentes para hacer un cálculo aproximado del vector de pesos γ_i . De la Cruz et al. (2015) han probado todos ellos, comparándolos con el que logra el resultado exacto.

Si la matriz A es 100% consistente los cuatro métodos llevan al mismo vector de pesos, independientemente de la dimensión de la matriz. Además, el vector obtenido es la solución exacta. Si la matriz A no es 100% consistente los cuatro métodos dan resultados diferentes. Ninguno lleva a la solución exacta salvo cuando, como se ha anticipado, se emplea la expresión [2.14] y la matriz A tiene una dimensión $d = 3$. Finalmente, la solución más cercana a la exacta se obtiene con la expresión [2.14], y por ello se recomienda aquí.

El último paso de AHP es evaluar la consistencia de la matriz A. Esto supone analizar, de la manera que se va a explicar aquí, la coherencia de los valores que los responsables de la toma de decisiones establecieron para dicha matriz, para evitar valoraciones incongruentes. La consistencia está relacionada con dos características diferentes: la transitividad y la proporcionalidad.

La transitividad implica respetar las relaciones de prioridad de los diferentes indicadores que se comparan entre sí. Así, por ejemplo, en la comparación por pares entre los indicadores A, B y C, si se considera que la importancia de A (I_A) es mayor que la de B ($I_A > I_B$), y la de B es mayor que la de C ($I_B > I_C$), entonces la importancia de A debe ser mayor que la de C ($I_A > I_C$).

Por otro lado, la proporcionalidad supone mantener las proporciones entre los órdenes de magnitud de las valoraciones que se están realizando. En otras palabras, si la importancia de A es n veces mayor que la de B ($I_A = n \cdot I_B$), y la de B m veces mayor que la de C ($I_B = m \cdot I_C$), entonces la de A debe ser $m \cdot n$ veces mayor que la de C ($I_A = m \cdot n \cdot I_C$).

En general, cuando se prioriza un número suficientemente elevado de indicadores, es más probable perder la proporcionalidad que la transitividad, pero incluso esto último puede llegar a ocurrir.

Se dice que una matriz A tiene una consistencia del 100% si se existe transitividad y proporcionalidad entre todos los indicadores de la matriz A.

Es evidente que, al establecer prioridades entre los dos indicadores de una matriz A de dimensión 2x2, no puede haber inconsistencia. Si la matriz es de 3x3 puede haberla pero, en general, es poco probable que esto ocurra. Si se trata de una matriz de mayor tamaño, no habrá inconsistencia al establecer prioridades entre los dos primeros indicadores. No obstante, como ya se ha anticipado, al establecer prioridades entre ellos y el resto de los que hay que ponderar, puede llegar un momento en que se pierda la visión de conjunto y, con ello, la consistencia. Esto ocurre con mayor frecuencia a medida que aumenta el número de indicadores a ponderar.

Para evitarlo, Saaty (1980, 2006) propone analizar la consistencia de la matriz A por medio del de la Tasa o Ratio de Consistencia (*Consistency Ratio*: CR).

La CR se calcula con la fórmula [2.15], dividiendo el Índice de Consistencia (*Consistency Index*: CI) de la matriz A por el Índice de Consistencia Aleatoria (*Random Index*: RI) asociado a una matriz que tenga las mismas dimensiones que la matriz A.

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad [2.15]$$

Como se ha dicho anteriormente, el cálculo de CI se basa en el autovalor máximo de la matriz A (ω_{\max}). De la misma forma que la fórmula [2.14] simplifica el cálculo del autovector de pesos γ_i , la expresión [2.16] permite calcular, de forma directa, el autovalor máximo de la matriz A (Hsiao y Chou 2006, Lu. et al. 2009, entre otros). De esta forma se evita la necesidad de calcular las raíces del polinomio característico de dicha matriz, simplificando y acelerando el proceso de cálculo.

$$\omega_{\max} = \frac{1}{d} \cdot \sum_{i=1}^d \left[\frac{(A \cdot \gamma)_i}{\gamma_i} \right] \quad [2.16]$$

En esta expresión, γ_i son las componentes del autovector de pesos, $(A \cdot \gamma)_i$ son las componentes del vector que resulta de multiplicar la matriz A por el autovector de pesos, y d es la dimensión de A.

Recordemos que, con la fórmula [2.14], si la dimensión de la matriz A es $d > 3$, el autovector obtenido no necesariamente lleva a la solución exacta. Por el contrario, el autovalor obtenido con la fórmula [2.16] es siempre el exacto. Esto es así con cualquier dimensión de la matriz A, siempre que el propio vector γ_i utilizado en [2.16] sea el exacto.

En realidad, Saaty ha propuesto dos métodos diferentes (respectivamente, en Saaty 1980 y 2006) para calcular ω_{\max} , a partir del vector de pesos γ_i . El que se ha incluido aquí, en la fórmula [2.16], es el primero de ellos, en términos cronológicos (Saaty 1980). De la Cruz et al. (2015) han probado ambos, y han realizado comparaciones con las soluciones exactas. La conclusión es que la fórmula [2.16] es la que ofrece mejores resultados. Cuando la matriz A es 100% consistente, ω_{\max} es igual a la dimensión de A ($\omega_{\max} = d$), y con ambos métodos se obtiene el resultado exacto. Si A tiene una dimensión superior a tres ($d > 3$) y no es 100% consistente, los resultados obtenidos con los dos métodos son diferentes. Si se emplea el valor exacto de γ_i , aunque A tenga una dimensión $d > 3$ y no sea 100% consistente, ambos métodos obtienen el valor exacto de ω_{\max} . Por último, si no se utiliza el valor exacto de γ_i , para matrices A de cualquier dimensión que no sean 100% consistentes, el método aquí propuesto es el que lleva a resultados más cercanos a los exactos.

Por otra parte, Saaty (2006) ha demostrado que, cuando la matriz de decisión cumple las condiciones de transitividad y proporcionalidad en todos sus elementos, $\omega_{\max} = d$. También ha demostrado que, cuando A no cumple al 100% con esas dos condiciones, $\omega_{\max} > d$. En este último caso se observa que la diferencia entre ω_{\max} y d aumenta a medida que se incrementa la inconsistencia de A. Basándose en esto, Saaty ha propuesto la fórmula [2.17] para calcular el Índice de Consistencia, CI.

$$CI = \frac{\omega_{\max} - d}{d - 1} \quad [2.17]$$

Se puede comprobar, fácilmente, que CI no sirve para comparar la consistencia de matrices de decisión de tamaño diferente (con distintas dimensiones $d \times d$). Esto se debe a que, cuanto mayor sea el número de variables a priorizar, mayor puede llegar a ser la inconsistencia de las opiniones aportadas por los responsables de generar la matriz A.

Para solucionarlo, Saaty (1980, 2006) propone dividir CI por RI, obteniendo CR ($CR = CI / RI$), de acuerdo con la fórmula [2.15] ya vista con anterioridad. CR permite hacer, de manera adecuada, comparaciones de consistencia entre diferentes matrices A.

RI es el índice de consistencia medio ($RI = CI_{\text{med}}$), o índice de consistencia esperado, de un conjunto de matrices de decisión A, con las mismas dimensiones $d \times d$, y generadas de forma aleatoria. Al igual que ocurre con CI, el valor de CI_{med} depende de la dimensión d de las matrices generadas para calcular RI. El RI es un índice de consistencia que sirve aquí como referencia, porque se genera utilizando matrices con la misma dimensión que la de la matriz A. De esta forma, utilizando $CR = CI / RI$ (fórmula [2.15]), es posible comparar la consistencia de matrices de decisión de tamaño variable.

El cálculo inicial de RI para diferentes tamaños de matriz de decisión fue desarrollado por el Oak Ridge National Laboratory de los Estados Unidos (Forman 1990), empleando un total de 100 matrices. Posteriormente, en la Wharton School (Universidad de Pensilvania, EEUU), se volvió a

realizar el cálculo con 500 matrices. El propio Forman (1990) hizo más tarde el cálculo del RI con muestras mayores. Afortunadamente, con la potencia de los ordenadores actuales, este tipo de cálculos son rápidos y sencillos.

Por ello, con objeto de tener una mejor comprensión de RI y de afinar su estimación, de la Cruz et al. (2015) calcularon por su cuenta los valores de RI. Lo hicieron sin gran dificultad, por medio de un proceso de simulación en el cual se generaron al azar un total de 800.000 matrices, con dimensiones de 3x3 a 10x10. Tras ello calcularon los índices de consistencia, usando la expresión [2.17]. Para ello desarrollaron un sencillo programa informático que realiza esta simulación en menos de dos minutos. Los valores de RI obtenidos por de la Cruz et al. (2015) son prácticamente iguales a los propuestos en la literatura existente, y especialmente a los de Forman (1990). A su vez, dichos valores son casi iguales que los de la Tabla 2.3, que contiene los RI propuestos por Saaty (2006).

El lector debe tener en cuenta que no es necesario calcular el RI de matrices de dimensiones superiores a 10x10, porque el uso de árboles de requerimientos lleva a que no suela haber más de 10 parámetros colgando de un mismo ramal. Sin embargo, como se ha visto, no habría mucha dificultad en calcular el RI de matrices de mayor tamaño.

Dimensión de la matriz (d)	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Índice de Consistencia Aleatoria (<i>Random Index</i> : RI)	0,00	0,52	0,80	1,11	1,25	1,35	1,40	1,45	1,49

Tabla 2.3. Índices de consistencia aleatoria (RI) de las matrices A, según su tamaño.

En la Tabla 2.3 se recuerda lo ya dicho con respecto a que, como no podía ser de otra manera, cuando se comparan dos variables (d=2) el índice de consistencia aleatoria (RI) es cero. No puede haber inconsistencia alguna en dicha comparación; otra cosa es que el decisor tenga dudas, o que diferentes decisores tengan opiniones diferentes, aspecto que se tratará en el siguiente capítulo de esta Tesis.

Sin embargo, desde el momento en que se comparan tres variables entre sí, dos a dos, aparece una ligera posibilidad de que no haya transitividad o proporcionalidad entre las comparaciones realizadas, lo que llevaría a la inconsistencia. De todas formas, como se había anticipado, no sólo resulta innecesario evaluar la coherencia de matrices de 2x2, sino que el método AHP no se suele aplicar para comparar menos de cinco variables.

Finalmente, Saaty propone que los pesos relativos calculados con AHP son válidos si $CR \leq 0,1$; es decir, una inconsistencia no mayor del 10%. El doctorando y sus tutores consideran que ese valor es adecuado, e incluso se podrían aceptar valores ligeramente superiores.

Cuando $CR > 0,1$ los responsables de la elaboración del modelo deben revisar los valores designados en la matriz A y repetir el procedimiento, volviendo a calcular el CR. Esta es una desventaja clara de este método, porque lo deseable es que tuviese un subproceso de ayuda, automático o semiautomático, para detectar la parte de la matriz A que tiene problemas. De esta manera sería mucho más rápido solucionarlo. Se trata de aspectos a desarrollar que se salen del alcance de esta Tesis.

Antes de pasar a la siguiente fase de MIVES hay que recordar dos aspectos. En primer lugar, durante todo el recorrido de este epígrafe se ha hablado de la aplicación de AHP al cálculo de los pesos γ_i de los indicadores. Por un lado, puede haber ramales (criterios) con pocos indicadores, en los cuales no sean necesario aplicar AHP. Por otro lado, cabe la posibilidad de que sea necesario aplicar AHP para calcular los vectores de pesos β_i de un conjunto de criterios. En este caso, el método a aplicar es el mismo, como el lector ya habrá comprendido. Por el contrario, no debería ser necesario aplicar AHP para calcular el vector de pesos α_i de los requerimientos, ya que son muy pocos, normalmente tres, con un máximo de cuatro (ambiental, social, económico y técnico).

En segundo lugar, cuando emplee AHP, el lector debe siempre realizar el ya mencionado análisis o contraste de los pesos obtenidos, para comprobar que dichos pesos reflejan lo que los responsables de construir el modelo tenían en mente. De esta forma se contrarrestará cualquier posible subjetividad causada por el uso de las etiquetas semánticas de AHP, especialmente si emplea las de la Tabla 2.1. Con ello la Fase D2 de MIVES habrá terminado, y tendremos un árbol de requerimientos con todos sus pesos.

El lector puede encontrar más información sobre AHP en Forman (1990), Brugha (2004), Ahn y Han (2005), Hsiao y Chou (2006) y Lu et al. (2009), y especialmente en Saaty (1980, 2006).

2.3.6. Fase E. Realizar un análisis de sensibilidad y *robustez* del modelo.

Resulta de interés identificar los parámetros del modelo que más influyen en los resultados de la evaluación, y también los que influyen de manera irrelevante. Podemos llamar indicadores críticos a los primeros, y de poca influencia a los segundos. Hay una tercera categoría de indicadores, que están entre ambos extremos. En todo caso, por razones obvias, siempre hay que tener en cuenta que la influencia de un indicador será menor cuanto mayor número de indicadores haya.

La identificación de parámetros críticos da pistas acerca de las mejores variables a modificar para conseguir el mayor aumento de la sostenibilidad con la menor modificación que resulte posible. Debe quedar claro que esto no siempre es tan sencillo como se acaba de explicar, porque esa pequeña modificación puede afectar también a otros indicadores del mismo ámbito, o de ámbitos diferentes (ambiental, social, económico, técnico), con resultados globales diferentes a los esperados.

En otras palabras, es posible que existan correlaciones entre dos o más indicadores, de forma que cuando uno de ellos adopta un determinado valor de entrada, el resto de indicadores con los que se correlaciona no puedan adoptar un valor cualquiera, sino un número limitado de posibles respuestas, incluso una única, dependiendo de cada caso. Las posibles correlaciones entre indicadores deberían ser tenidas en cuenta a la hora de realizar el análisis de sensibilidad.

Por otro lado, los indicadores críticos son posibles candidatos a ser tratados de forma probabilística, si estuviesen sometidos a suficiente incertidumbre. Esto también puede suceder con indicadores que, no siendo críticos, tengan suficiente influencia sobre los resultados de la aplicación del modelo.

Por su parte, los indicadores de poca influencia, si realmente son irrelevantes, podrían eliminarse del modelo, tanto en modelos deterministas como probabilistas. A veces no interesa

eliminarlos, por razones metodológicas o de tipo político, entre otras posibilidades. Si no se eliminan, no merece la pena considerar su posible incertidumbre.

El lector debe tener en cuenta que, en casos muy concretos, se puede decidir eliminar un indicador crítico (crítico desde el punto de vista matemático). Por ejemplo, esto puede pasar, si todas las alternativas objeto de estudio presentan, para dicho indicador, valores de entrada muy próximos que, por tanto, apenas generan diferencias en la salida de las funciones de valor.

A modo de ejemplo, de la Figura 2.1 se deduce que el coste de explotación es un posible candidato a indicador crítico, con un peso absoluto de 10,50 %, el más elevado dentro del pilar económico y el mayor de todos los pesos absolutos del árbol. Ahora bien, si el objetivo del modelo es evaluar un conjunto de alternativas que presentan prácticamente el mismo coste de explotación, con el mismo orden de magnitud y diferencias despreciables a todos los efectos, se podría prescindir de dicho indicador, simplificando el modelo y facilitando el proceso de cálculo del índice global de sostenibilidad.

Podemos usar varios métodos para realizar el análisis de sensibilidad. El más sencillo se centra simplemente en comparar entre sí, para los diversos indicadores, el peso absoluto que resulta de multiplicar $\alpha_i \times \beta_i \times \gamma_i$. Así, por ejemplo, en la Figura 2.1 se puede observar, en la columna de la derecha, que el indicador con mayor peso absoluto es el coste de explotación, con un 15%, y que el de menor importancia es el relacionado con la periodicidad del suministro energético, con un 0,76%. Esto no quiere decir que el coste de uso sea necesariamente un parámetro crítico porque, si hay muchos indicadores en un modelo, puede que el indicador de mayor peso absoluto no resulte realmente crítico, y que para obtener mejoras relevantes en sostenibilidad haya que recurrir a intervenir sobre aspectos que influyan en varios indicadores.

El mero análisis basado en los pesos absolutos es incompleto, por no considerar el efecto de las funciones de valor. Por tanto, sólo es recomendable cuando se quiere hacer una estimación rápida y grosera del nivel de criticidad de los indicadores.

Otra forma más rigurosa y recomendable de analizar la sensibilidad es la tradicional, haciendo variar los indicadores, hacia arriba y hacia abajo, a partir de un escenario base (por ejemplo, el valor esperado –medio– o más probable –modal–), de forma coordinada, teniendo en cuenta posibles correlaciones entre indicadores. De esta forma se tiene en cuenta no sólo el efecto de los pesos, sino también el de las funciones de valor, a cambio de un volumen de trabajo mayor que en el caso anterior.

Finalmente, se puede usar Monte Carlo para analizar la sensibilidad de una manera similar a la anterior. En este caso, en vez de subir y bajar el valor de cada indicador, se asigna a dicho indicador una función de distribución, se aplica Monte Carlo, y se analizan las variaciones en los resultados obtenidos, usando el rango o la desviación típica de la distribución resultante para el índice global de sostenibilidad. Por supuesto, al igual que antes, si hay dos o más indicadores correlacionados se usarán las oportunas funciones de distribución para todos ellos, junto con los coeficientes de correlación adecuados al caso. Este método puede dar mejores resultados que el método anterior en caso de que el modelo tenga funciones de valor escalonadas. Para más información acerca del uso del método de Monte Carlo, se remite al lector al capítulo siguiente.

No debe olvidarse la otra faceta del análisis de sensibilidad, relacionada con la *robustez* del modelo. Para ello basta con emplear los distintos conjuntos de pesos propuestos por los expertos participantes en el proceso, si realmente todos ellos son defendibles. También puede

hacerse lo propio con las funciones de valor. Normalmente los resultados de aplicar el modelo serán más o menos los mismos con todas las propuestas. Si no fuese así hay tres opciones. Una es volver atrás en el proceso, analizando el modelo, por si fuese posible mejorarlo. Otra, si lo anterior no supone cambios en los resultados, es usar los dos resultados extremos (mínimo y máximo) para cada alternativa a comparar. Y la tercera es usar métodos no deterministas, aspecto que se trata posteriormente.

Recuérdese lo ya referido al principio del epígrafe 2.3, y reflejado en la Figura 2.2, acerca de la posibilidad de volver atrás a las fases C, D1 o D2, si fuese necesario. No se vuelve a entrar aquí en ello, y se remite al lector a lo ya dicho.

2.3.7. Fase F: Definir las alternativas de diseño para resolver el problema.

La siguiente etapa de MIVES (Fase F) consiste en la definición de diferentes alternativas de diseño, denominadas x en este capítulo (recuérdese que ésta ha sido la denominación usada al hablar de las funciones de valor).

Los proyectistas y sus clientes, según sus conocimientos, experiencia y opiniones, determinarán qué opciones tienen para alcanzar los niveles de sostenibilidad deseados para su proyecto.

Recuérdese lo ya referido al principio del epígrafe 2.3, acerca de la posibilidad de que los creadores del modelo MIVES tengan una idea inicial de las posibles alternativas de diseño que podrían dar respuesta al problema definido en la Fase A. No se vuelve a entrar aquí en ello, y se remite al lector a lo ya dicho.

Algunas de las técnicas que se resumen en el epígrafe 2.4 de este capítulo pueden ser de utilidad en esta fase, pero no se va a entrar en ello, porque normalmente este aspecto se sale del alcance del método MIVES, y tiene que ver con la ingeniería del proyecto.

2.3.8. Fase G: Identificar y reducir problemas que llevan a la necesidad de una evaluación no determinista.

Antes de proceder a una evaluación determinista, que es de lo que trata este capítulo, hay que asegurarse de que no hay complicaciones que hagan necesaria una evaluación no determinista. Más allá de ello, si existiesen problemas de este tipo, a veces es posible eliminar algunos de ellos, y reducir el resto, hasta convertirlos en irrelevantes.

Por tanto, como refleja la Figura 2.2, en esta fase se identificarán este tipo de problemas y se eliminarán o reducirán. Si las dificultades remanentes no son relevantes se pasará a la fase H, realizándose una evaluación determinista.

En caso contrario habrá que efectuar una evaluación no determinista, que se aborda en los capítulos 4 y 5. Esta evaluación puede ser necesaria cuando los problemas remanentes de incertidumbre, variabilidad, ambigüedad, vaguedad, subjetividad, discrepancias de opinión, e incompletitud de la información, tienen efectos claros sobre la evaluación a realizar.

Para no alargar más este capítulo, se ha dedicado el capítulo siguiente a todos estos asuntos. Su contenido sirve de enlace entre el presente capítulo y el que se dedica al primero de los métodos no deterministas considerados en esta Tesis: el que combina el método MIVES con la simulación estocástica.

2.3.9. Fase H: Evaluación de las diferentes alternativas de diseño.

Dichas opciones serán evaluadas en la Fase H, calculando el índice de sostenibilidad de cada una de ellas. Principalmente, y de forma sucesiva, se aplicará la expresión [2.2] a cada conjunto de indicadores incluidos en el mismo criterio. En esta ecuación se utilizarán funciones de valor, así como el vector de pesos γ_i previamente calculado. Con los resultados de esas operaciones, usando ahora los vectores de pesos β_i , se aplicará la fórmula [2.3] a cada conjunto de criterios incluidos en un mismo requerimiento. Los valores así obtenidos se utilizarán para calcular el índice global de sostenibilidad de una determinada opción, empleando el vector de pesos α_i y la fórmula [2.4].

Como puede verse, estos cálculos no son otra cosa que un sumatorio ponderado, siguiendo la estructura de árbol, de derecha a izquierda de la Figura 2.1, partiendo de los indicadores, hasta llegar al índice global de sostenibilidad.

Por supuesto, como se ha explicado anteriormente, todo esto se puede hacer de una sola vez, utilizando la fórmula [2.5]. Lo normal y práctico es que todos los cálculos de MIVES se realicen con la ayuda del ordenador.

De forma similar a la que se emplea para clasificar la eficiencia energética de un electrodoméstico, en vez de usar una cifra entre 0 y 1, o entre 0% y 100%, se puede dividir ese recorrido en varios tramos, correspondientes a dichos niveles, clasificando las alternativas a comparar con etiquetas correspondientes a niveles de sostenibilidad A, B, C, D, etc. Sin embargo, esto es menos adecuado para establecer comparaciones, porque no permite hacerlas entre dos alternativas que tengan el mismo nivel, sin recurrir a las cifras numéricas.

Los resultados se pueden representar en forma de tablas con los índices de sostenibilidad ambiental, social, económico, técnico y de conjunto, para cada alternativa a comparar. También se pueden representar de forma gráfica. Una de ellas es usar diagramas circulares tipo tarta, o pastel, de forma que cada alternativa a comparar tiene un diámetro del círculo tanto mayor cuanto mayor sea su índice de sostenibilidad y, por otro lado, cada círculo está dividido en tantas porciones como pilares, ámbitos o requerimientos se hayan establecido: como mínimo tres, o cuatro, cuando se incluye un pilar técnico además de los tres habituales. Finalmente, cada porción de un círculo tiene un tamaño proporcional al índice de sostenibilidad parcial correspondiente. Para que este gráfico contenga información suficiente para tener ayuda rápida de un vistazo al tomar decisiones, cada círculo debe tener, fuera de él, el índice de sostenibilidad de conjunto; y dentro de cada porción el correspondiente índice de sostenibilidad parcial.

Otro tipo de gráfico que resulta de interés es el de tipo araña, con tres o cuatro ejes en un mismo plano, uno para cada índice parcial de sostenibilidad. Todos los ejes comienzan en el centro de un círculo (índice nulo), y terminan en el perímetro del mismo (índice máximo, igual a 1 o a 100%). Se marca en cada eje el correspondiente índice de sostenibilidad parcial, y se unen dichos puntos entre sí, sombreando el interior del polígono resultante. Si son dos o tres alternativas a comparar, se pueden mostrar todas en el mismo círculo, superpuestas, con líneas y tramas de distinto tipo. Para tres o más alternativas es mejor representar cada una en un círculo independiente para evitar una gráfica con una cantidad excesiva de información, dificultosa de interpretar.

El lector debe tener en cuenta que en esta fase suele ser necesario recopilar datos adicionales a los ya acumulados en la Fase B. Por otro lado, esta fase puede ser larga y trabajosa, si no se dispone de datos que permitan evaluar con rapidez los diversos indicadores. Es decir, esta fase incluye, si fuese necesario, todos los cálculos detallados de análisis de ciclo de vida ambiental, social, económico y técnico. Además, estimar el valor de cada indicador se puede hacer con la ayuda de técnicas auxiliares como el análisis de documentos del proyecto o el uso de experiencias pasadas, sea en la forma de consultas a bases de datos o preguntas a expertos, sea de forma individual o en grupo, en este caso mediante entrevistas, grupos nominales, o método Delphi. También se puede recurrir a la tormenta de ideas, sea individual o colectiva.

2.3.10. Fase I: Análisis crítico de los resultados y toma de decisiones.

En la Fase I de MIVES los proyectistas y sus clientes elegirán la opción que mejor cumpla con todos los requisitos existentes. Esto no quiere decir que, necesariamente, vayan a elegir la alternativa con el mayor índice de sostenibilidad. Puede haber otra que tenga un índice suficientemente alto, pero que cumpla mejor con requisitos no incluidos en el árbol de requerimientos.

En general parece oportuno que el árbol sea suficientemente completo, incluyendo todos los aspectos que influyen en la decisión. Y en ese caso, si un modelo de decisión es completo, considerando tanto la sostenibilidad como otros aspectos, siempre se elegiría la alternativa que surgiese de este análisis. De no ser así, dicho modelo no sería completo ni correcto. Excepción a lo dicho es el caso en que haya dos o más alternativas muy cercanas entre sí en cuanto a su evaluación.

De todas formas, si existe un interés real en contribuir a la sostenibilidad, el modelo no debería incluir más indicadores que los que realmente tengan que ver con el desarrollo sostenible.

Se sale del alcance de esta Tesis entrar en una discusión genérica al respecto de lo que se acaba de decir. También está fuera de dicho alcance establecer, de forma genérica, qué requerimientos, criterios e indicadores deben incluirse en un modelo completo a aplicar en diferentes campos, entre otras cosas porque ese modelo tendrá diferencias con respecto a otros que se apliquen en otros sistemas constructivos, en diferentes sectores industriales, o en otros campos no relacionados con la industria. No obstante, todo lo dicho en este capítulo es de utilidad para todo ello.

También es importante destacar que MIVES es más que un mero método para comparar entre sí varias opciones de diseño. Resulta evidente que puede aplicarse también cuando no hay más que una opción, para evaluar el nivel de sostenibilidad de un determinado sistema, actual o futuro.

Por otro lado, tal y como se ha comentado, antes de la toma de decisiones el usuario debe analizar de forma crítica los resultados obtenidos con el objetivo de identificar valores atípicos, desviaciones o posibles incoherencias.

Existe la posibilidad de que un resultado aparentemente atípico, en realidad, no lo sea y que lo único erróneo sea la idea preconcebida del usuario acerca del nivel real de sostenibilidad de una o varias alternativas.

Por otro lado, también puede suceder que el modelo presente algún tipo de deficiencia que origine malos resultados y que debe ser corregida. Por ejemplo, si se han seguido criterios que contravienen la definición de sostenibilidad integral a la hora de establecer los pesos de los requerimientos, será necesario repetir la Fase D2, reduciendo las diferencias entre las importancias relativas de los pilares del árbol. Análogamente, podría ocurrir que el nivel de exigencia adoptado en el cumplimiento de los requisitos de ciertos indicadores, a la hora de establecer las geometrías de sus correspondientes funciones de valor, sea excesivamente bajo o, por el contrario, demasiado elevado. De ser así, habría que redefinir la geometría de esas funciones de valor, suavizando sus tendencias.

Además de lo anterior, incluso podría darse el caso, mucho menos probable, de que los creadores del modelo hayan pasado por alto algún indicador relevante.

En algunos casos extremos en que los resultados de la evaluación muestren problemas importantes, el equipo de trabajo, o los decisores para quienes trabaja, pueden optar por redefinir las alternativas a comparar, añadir nuevas alternativas, o incluso replantearse la definición del problema.

Recuérdese el resto de aspectos ya referidos al principio del epígrafe 2.3, y reflejados en la Figura 2.2, acerca de la posibilidad de volver atrás a las fases C, D1 o D2, si fuese necesario. No se vuelve a entrar aquí en ello, al margen de lo que se acaba de decir.

En otras palabras, aunque el método MIVES no ha sido concebido como un proceso iterativo, podría ser necesario llevar a cabo más de una iteración para subsanar las deficiencias encontradas, hasta conseguir un conjunto de resultados que refleje fielmente el nivel de desarrollo sostenible real de cada alternativa.

Algunas de las técnicas que se resumen en el siguiente epígrafe de este capítulo pueden ser de utilidad en esta fase, pero no se va a entrar en ello, porque normalmente este aspecto se sale del alcance del método MIVES, y tiene que ver con la dirección del proyecto, o incluso con decisores que están a mayor altura en el organigrama de la organización.

2.3.11. Fase J: Recopilar datos del ciclo de vida, para proyectos o trabajos futuros.

La Fase J de MIVES, que es la última, es crucial. Hay que recopilar los datos reales, a lo largo del ciclo de vida del proyecto y del producto, por si hubiese que hacer cambios en el producto a lo largo de su ciclo de vida.

También hay que recolectar los datos reales al final del ciclo de vida del producto, para producir bases de datos históricas. Esto permitirá, en futuros proyectos, perfeccionar el modelo y estimar sus variables de manera más efectiva. Y de aquí proviene el carácter crucial de esta fase: si no somos capaces de aprender a lo largo del tiempo, no seremos capaces de mejorar la calidad de nuestras evaluaciones.

2.4. TÉCNICAS AUXILIARES QUE PUEDEN EMPLEARSE EN ALGUNAS DE LAS FASES DEL MÉTODO MIVES.

2.4.1. Introducción.

Como ya se ha anticipado, hay métodos o técnicas que pueden ser útiles para mejorar los resultados de dichas fases C, D1, D2 y H. Es decir, como apoyo en la construcción del árbol de requerimientos, y en el establecimiento de las funciones de valor de los indicadores, de los filtros pasa / no pasa, y de los pesos del árbol, así como en la estimación del valor de los indicadores.

La mayoría de estas técnicas no son excluyentes de otras. No tiene sentido usarlas todas, pero sí se puede usar más de una de ellas, de forma secuencial. En la Figura 2.5 se incluyen las principales técnicas para ello, así como su utilidad para estos propósitos.

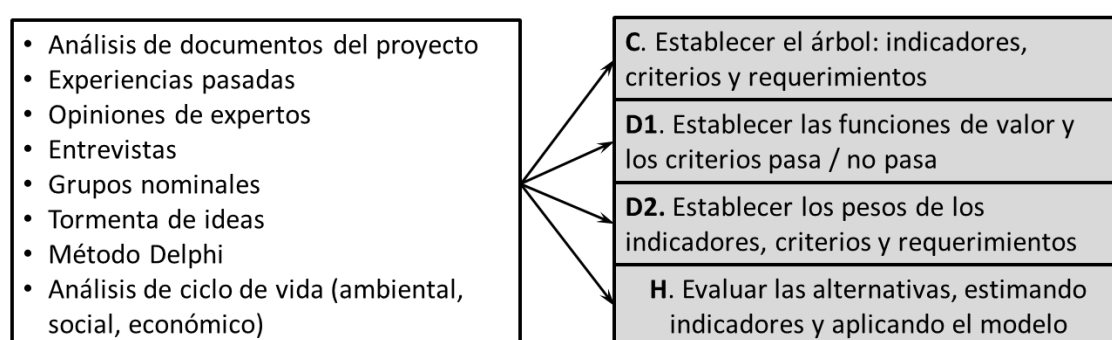


Figura 2.5. Principales técnicas auxiliares de ayuda que se pueden emplear en las fases C, D1, D2 y H del método MIVES.

2.4.2. Análisis de documentos del proyecto.

Algo que se debe hacer siempre es consultar todo tipo de documentos del proyecto que tengan que ver con, o que puedan influir en los resultados de sostenibilidad del proyecto, y analizarlos para sacar conclusiones con respecto a sus posibles efectos sobre la sostenibilidad.

Así, por ejemplo, el cliente puede haber establecido requisitos de sostenibilidad en su planificación, que den pistas sobre algunos indicadores a emplear, o bien que dejen perfectamente claro cuáles son los indicadores a emplear. O haber dejado claras sus principales preocupaciones, aportando información de utilidad para establecer algunos de los pesos del árbol.

El análisis de documentos del proyecto puede servir de ayuda en la identificación de indicadores de sostenibilidad, en la estructuración del árbol de requerimientos, en la definición de pesos del árbol y de geometrías de las funciones de valor, y en el establecimiento de filtros pasa / no pasa. También puede darse el caso de que ayuden a identificar posibles correlaciones entre indicadores, de utilidad para hacer un análisis completo de la sensibilidad del modelo. Finalmente, estos documentos pueden contener información de ayuda en la estimación del valor de los indicadores.

2.4.3. Experiencias pasadas.

Cuando sea posible, hay que recurrir a documentaciones de cualquier tipo, como informes finales o modelos de evaluación de la sostenibilidad de proyectos pasados. También se puede consultar al personal clave de aquellos proyectos. A veces las experiencias de la organización se recogen en bases de datos, o en procedimientos internos que incluyen listas de chequeo. En algunos casos es posible consultar bases de datos comerciales y publicaciones de cualquier tipo, entre otras posibles fuentes.

Todo ello permitirá recopilar información histórica que puede ser de ayuda en la identificación de indicadores de sostenibilidad, en la estructuración del árbol de requerimientos, en la definición de los pesos del árbol y de las geometrías de las funciones de valor, en el establecimiento de filtros pasa / no pasa, en la identificación de posibles correlaciones entre indicadores, y en la estimación del valor de los indicadores.

2.4.4. Opiniones de expertos.

En general, y sobre todo cuando no existen datos de proyectos anteriores, será de gran ayuda consultar a expertos en los diversos campos de la sostenibilidad. Esto se puede hacer individualmente, en persona o a distancia, de forma síncrona, cara a cara o por medios electrónicos (p. ej., videoconferencia), o asíncrona, por medio de formularios o encuestas. Siempre es mejor la consulta síncrona, para recoger información que no suele quedar reflejada en un cuestionario. También se pueden hacer reuniones de grupo (entrevistas, reuniones, talleres, grupos nominales, tormenta de ideas), o utilizando técnicas Delphi. Más adelante se hablará de diversas técnicas a realizar en grupo.

La opinión de expertos puede servir de ayuda en la identificación de indicadores de sostenibilidad, en la estructuración del árbol de requerimientos, en la definición de los pesos del árbol y las geometrías de las funciones de valor, en el establecimiento de filtros pasa / no pasa, en la identificación de posibles correlaciones entre indicadores, y en la estimación del valor de los indicadores.

2.4.5. Entrevistas.

Las entrevistas (Association of Project Managers, 1992, Project Management Institute 2017) deben hacerse con personas con conocimientos y experiencia dilatados, en proyectos análogos al actual. Estas entrevistas serán más efectivas si se utilizan formularios que permitan no olvidar ningún aspecto de los que se desee abordar (Association of Project Managers, 1992; Clark et al, 1990), y si se crea un ambiente de confianza y confidencialidad. Además, siempre tiene que haber una parcela para reflexiones y comentarios abiertos de la persona entrevistada, sobre cualquier aspecto del proyecto y de su gestión. En determinados casos, tanto en esta como en cualquier otra técnica que implique una multiplicidad de participantes, se puede usar una agregación estadística simple para las opiniones vertidas.

Las entrevistas pueden servir de ayuda en la identificación de indicadores de sostenibilidad, en la estructuración del árbol de requerimientos, en la definición de los pesos del árbol y las geometrías de las funciones de valor, en el establecimiento de filtros pasa / no pasa, en la

identificación de posibles correlaciones entre indicadores, y en la estimación del valor de los indicadores.

2.4.6. Grupos nominales.

La técnica de grupos *nominales* (*Nominal Group Technique: NGT*) (Van De Ven y Delbecq 1974, Bartunek y Murningham 1984, Fox 1989, León 1994, Boddy 2012) implica un trabajo en equipo con procesos estructurados, con una parte de trabajo individual y otra de trabajo en grupo.

En este caso, a diferencia de las reuniones de tormenta de ideas, se generan ideas en silencio y por escrito, tras haberse definido por escrito la cuestión a abordar. De esta manera se asegura que todos hablen, y se evitan diferencias entre los más y menos habladores, introvertidos, o dotados para la expresión oral, y entre los de mayor y menor rango o categoría.

Tras ello se hacen rondas orales de ideas con un control estricto del turno y restringiendo la palabra a una sola idea por persona, para ir pidiendo la opinión de todos los presentes y que los más habladores vayan repartiendo sus intervenciones entre las de los demás. Cada idea va escribiéndose de forma que pueda verse por todos (pizarra, documento electrónico proyectado en pantalla de vídeo), evitando duplicidades, pero dejando que sea el propio interesado el que decida si es o no una duplicidad, escribiendo entonces la matización esgrimida. Se debe evitar cualquier crítica durante esta segunda fase.

Tras ello tendrá lugar una discusión más abierta, siguiendo el orden de las ideas escritas en la pizarra y dando un tiempo máximo de 3 a 5 minutos a cada persona que interviene. En este momento se realiza una votación preliminar en la que cada participante expresa por escrito las cinco ideas que le parecen más importantes, repercutiéndose el resultado a la pizarra o a la pantalla de vídeo.

Finalmente se abordará una discusión final, ya que la votación puede no ser del agrado de todos. Se expondrán razones en contra, se redefinirán las ideas y se dará lugar, en caso de ser necesario, a una votación definitiva.

Van De Ven y Delbecq (1974), en su momento, analizaron la eficacia de las técnicas Delphi, de grupos *nominales* y de discusiones no estructuradas, que León (1994) denomina grupos *inestructurados*. Dichos autores encontraron que la eficacia de las dos primeras era similar, siendo muy superior a la tercera. Por eso no se recomienda la realización de reuniones de grupo no estructuradas.

Dicho todo lo anterior, los grupos *nominales* pueden servir de ayuda en la identificación de indicadores de sostenibilidad, en la estructuración del árbol de requerimientos, en la definición de los pesos del árbol y las geometrías de las funciones de valor, en el establecimiento de filtros pasa / no pasa, en la identificación de posibles correlaciones entre indicadores, y en la estimación del valor de los indicadores.

2.4.7. Tormenta de ideas.

Antes de hablar de la tan conocida y usada técnica de tormenta de ideas (*brain-storming*), es necesario aclarar que diversos autores (Pauhus et al. 1993, Dugosh et al. 2000, Furnham 2000, entre otros) afirman que está demostrado que las reuniones de este tipo son menos efectivas

en cuanto a creatividad y número de ideas generadas, que la realización de una técnica similar, pero de forma individual, por el mismo conjunto de personas. A pesar de ello, dichos autores reconocen que se siguen usando mucho en todos los ámbitos, en forma de reunión, por razones diversas. A veces se trata de desconocimiento de este aspecto. Otras veces se trata de que la reunión sirva para otros propósitos, como se verá en este epígrafe.

Dicho lo anterior, pueden resultar provechosas las tormentas de ideas individuales o grupales, en ambos casos con un colectivo que, como mínimo, incluirá al equipo de proyecto. A ser posible, participará el mayor número de personas que resulte posible, con experiencia en este campo, procedentes de todas las organizaciones interesadas, así como con expertos externos en la materia (Sutton y Hargadon 1996, Putman y Paulus 2009).

La idea base de la tormenta de ideas es juntar a varias personas para producir ideas sin parar, pensando de formas diferentes, sin ejercer opinión sobre las ideas que se vierten, y utilizando incluso toda la desinhibición, frescura e insensatez de que uno sea capaz. El objeto es que una serie de ideas, que pueden llegar a ser inviables, inadecuadas y descabelladas, inciten el pensamiento lateral, con libertad de todos los presentes, rompiéndose las barreras comunicativas, y produciéndose ideas adecuadas, brillantes y que vayan a la raíz de los problemas. El término pensamiento lateral fue acuñado por Edward de Bono a mediados de los 1970s, y se refiere a descartar cualquier idea dominante que suponga un obstáculo para la generación de soluciones a cualquier problema (de Bono, 1994 y 2016).

Previamente a estas reuniones los participantes pueden haber realizado una actividad individual de tormenta de ideas.

Una de las ventajas de la reunión frente a la actividad individual es que se puede conseguir poner a favor del proyecto, o del director de proyecto, a las partes interesadas o participantes que no lo están previamente, si se les invita a participar, y participan en estas reuniones (Martin y Tate, 1998). La principal razón de ello es que la reunión permite socializar, mientras que la tormenta de ideas individual no.

Por otro lado, involucrar al equipo de proyecto y a las oportunas partes interesadas (Association of Project Managers, 1992) aumentará la motivación, el interés y el compromiso. Hablar en profundidad del papel posterior de todas las partes interesadas con ellas mismas servirá para detectar incertidumbres difíciles de detectar. Esta es otra ventaja de la reunión frente a la actividad individual.

Es importante que se llegue a un ambiente de máxima confianza (Association of Project Managers, 1992) no solamente para obtener una mayor creatividad, sino también para facilitar que las personas que intervienen en el proceso piensen en sus verdaderos papeles o situaciones en el futuro devenir del proyecto, de manera que no se vean cohibidos a la hora de opinar. Mayor razón cuando la reunión persigue otros propósitos, como los ya aludidos al hablar de las ventajas de la actividad grupal frente a la individual.

Para conseguir la máxima productividad de una tormenta de ideas, es útil seguir las recomendaciones realizadas por Moody (1983, 1991), Wideman (1992) y Simon et al. (1997), casi todas ellas aplicables también a una tormenta de ideas individual. En el caso del método MIVES, más concretamente, y con objeto de que la reunión tenga cierto orden, se puede estructurar, con ciertos límites. Por ejemplo, si se trata de identificar indicadores de sostenibilidad, se pueden usar documentos de trabajos pasados, como ejemplo, para que luego todos los asistentes aporten sus ideas. O al revés, se puede comenzar de forma abierta, para

estructurar la reunión si resultase necesario. Por otro lado, es preciso que los asistentes estudien el proyecto y el producto a evaluar, antes de afrontar una reunión de este tipo.

Las tormentas de ideas pueden servir de ayuda en la identificación de indicadores de sostenibilidad, en la estructuración del árbol de requerimientos, en la definición de los pesos del árbol y las geometrías de las funciones de valor, en el establecimiento de filtros pasa / no pasa, en la identificación de posibles correlaciones entre indicadores, y en la estimación del valor que toman los indicadores.

2.4.8. Método Delphi.

Sea en la forma de entrevistas, sea en la forma de encuestas, suele resultar de gran utilidad el llamado método Delphi (Dalkey y Helmer 1963, Pill 1971, Van De Ven y Delbecq 1974, Lindstone y Turoff 1975, Loo 2002, Okoli y Pawlowski 2004), que trata de establecer un consenso entre un conjunto de personas expertas en la materia de que se trate, para llegar a una solución a un problema específico.

Un aspecto clave es el paso inicial, que supone seleccionar a un grupo de expertos con experiencia dilatada en el aspecto que se trata. Es recomendable que se mantenga en secreto la identidad de los participantes, con objeto de darles mayor libertad de expresión. También es aconsejable que ni siquiera los diversos participantes conozcan la identidad de los restantes expertos involucrados en el proceso. Esto evita conversaciones sobre el asunto que se trata, en las cuales las personas de mayor peso y experiencia puedan, con su opinión, influir sobre la de otras personas.

Tras haber seleccionado a los participantes se prepara un cuestionario común para todos ellos. Tras ello los expertos contestan al cuestionario. Se evalúan las respuestas, junto con las opiniones y las justificaciones, y se realimenta el cuestionario enriqueciéndolo con los resultados de la primera iteración realizada. En ocasiones el proceso de análisis de las contestaciones incluye un tratamiento estadístico.

En caso de grandes diferencias de opinión se solicitan explicaciones, que se adjuntan en el cuestionario para la siguiente vuelta. El proceso se continua hasta que el grupo converge hacia una solución, opinión o cuantificación específica. No suele ser necesario realizar más de tres iteraciones (León 1994, Moody 1983 y 1991). Si no se consiguiese llegar a la convergencia en un número reducido de iteraciones, el director del estudio debe revisar la redacción del cuestionario.

Los expertos en ciencias sociales son muy críticos, en ocasiones, con este método, alegando que no tiene validez predictiva y que el uso de expertos de esta manera conduce a la manipulación de los resultados en vez de a un verdadero consenso. En la mano de los organizadores está evitar este problema. Una posible forma es recurrir a un comité de ética, que supervise el proceso.

El método Delphi puede servir de ayuda en la identificación de indicadores de sostenibilidad, en la estructuración del árbol de requerimientos, en la definición de los pesos del árbol y las geometrías de las funciones de valor, en el establecimiento de filtros pasa / no pasa, en la identificación de posibles correlaciones entre indicadores, y en la estimación del valor que toman los indicadores.

2.5. RESUMEN

Cada vez más, de la misma manera que establecen los objetivos de tiempo, costo y calidad de los proyectos, los promotores, propietarios, proyectistas y usuarios, e incluso los contratistas, establecen objetivos de sostenibilidad. En este capítulo se ha presentado el método generalizado MIVES determinista para evaluar la sostenibilidad de los sistemas de ingeniería.

Constituye una sólida alternativa para integrar la amplia lista de indicadores ambientales, sociales y económicos que se utilizan normalmente en el análisis del ciclo de vida. De este modo, es posible calcular índices de sostenibilidad ambiental, social y económica, y un índice de sostenibilidad global. Se tiene en cuenta no sólo la diferente importancia de los diversos indicadores, sino también la posible falta de linealidad en la evaluación de los indicadores. Esto se hace utilizando las llamadas funciones de valor. MIVES es adecuado para:

- Establecer objetivos de sostenibilidad parciales (ambientales, sociales, económicos) y globales.
- Realizar pronósticos, o estimaciones, del potencial índice de sostenibilidad al que se puede llegar al final del ciclo de vida del producto.
- Calcular el índice de sostenibilidad final, real, al que se ha llegado tras terminar dicho ciclo de vida.

Conceptualmente, MIVES puede ser fácilmente comprendido por proyectistas y por otros participantes del proyecto. Puede aplicarse de una manera razonablemente sencilla, mediante el uso de hojas de cálculo electrónicas. Todavía más cómodo resulta el uso de herramientas informáticas específicas. El lector puede encontrar en UPC (2020) una herramienta informática MIVES probabilista, genérica y gratuita, que puede aplicarse a cualquier tipo de modelo de sostenibilidad, y que puede usarse con modelos deterministas. También puede ser utilizada para analizar la sensibilidad de un modelo MIVES determinista, de la forma que se ha explicado en este capítulo.

A lo largo de este capítulo se ha proporcionado al lector una visión general del método MIVES, bastante completa, incluyendo todas las técnicas de las cuales se puede servir.

Además, se ha expuesto el nuevo conocimiento que se ha generado tras un prolongado uso del método. Se trata de matizaciones a lo publicado previamente, algunas observaciones nuevas acerca del empleo de MIVES, sugerencias de mejora del método, y nuevas recomendaciones a la hora de aplicarlo.

A pesar de su utilidad y potencial el método aquí presentado es determinista. Como ya se ha explicado, la incertidumbre puede afectar a los indicadores, a los pesos de los indicadores e incluso a las funciones de valor. Esto constituye un problema cuando se trata de estimar adecuadamente la sostenibilidad, especialmente en las primeras fases del proyecto. La eficacia de la gestión del objetivo de sostenibilidad del proyecto se verá reducida. Además, la probabilidad de alcanzar el objetivo de sostenibilidad puede ser baja.

Un método no sólo tiene que estimar o evaluar el potencial índice de sostenibilidad al final del proyecto. También tiene que evaluar el grado de incertidumbre que existe a la hora de estimar el valor de los indicadores y, por tanto, de calcular el índice de sostenibilidad. Dicha incertidumbre puede dificultar la consecución del objetivo de sostenibilidad establecido por el cliente o promotor. La incertidumbre puede afectar a los indicadores, a los pesos de los

indicadores y a la geometría de las funciones de valor. Este es uno de los aspectos clave de esta Tesis, que será abordado en los dos capítulos siguientes.

CAPÍTULO 3

PROBLEMAS QUE LLEVAN A LA NECESIDAD DE UNA EVALUACIÓN NO DETERMINISTA. MÉTODOS Y TÉCNICAS PARA DICHA EVALUACIÓN.

3.1. INTRODUCCIÓN.

Cada vez más, clientes, promotores, patrocinadores, y otras organizaciones, establecen objetivos de sostenibilidad para proyectos relacionados con la energía, la construcción o la fabricación, entre otros campos. Estos objetivos coexisten con otros más tradicionales, como el alcance, el plazo, el coste y la calidad, si bien estos dos últimos pueden formar parte de un posible objetivo integral de sostenibilidad. En realidad, debería haber objetivos de sostenibilidad en todo proyecto y, seguramente, en el futuro veremos cambios notables a este respecto. Resulta destacable al respecto la introducción en la normativa de contratación del sector público en España, de disposiciones que propician la inclusión, en las licitaciones, de criterios medioambientales o sociales, entendiendo tales criterios de valoración como un valor añadido a la calidad de las ofertas.

En un proyecto puede haber más de un objetivo de sostenibilidad. Se pueden establecer objetivos parciales de sostenibilidad ambiental, social y económica. También se puede establecer un único objetivo integral de sostenibilidad, por ejemplo, en la forma de un índice de sostenibilidad (IS) que integre a dichos objetivos parciales.

Luego, durante el proyecto, diversos técnicos (arquitectos, ingenieros) generarán diferentes alternativas de diseño para lograr alcanzar los objetivos del proyecto. Tras su análisis, se elegirán las alternativas que se consideren oportunas. Con ellas se llevará a cabo un proyecto que permita fabricar o construir el sistema arquitectónico o ingenieril de que se trate. Las restantes alternativas de diseño quedarán en reserva por si fueran necesarias a posteriori. Finalmente, los trabajos de fabricación o construcción servirán para entregar un producto final que, cuando termine su ciclo de vida, deberá tener el índice de sostenibilidad requerido, o cumplir los tres objetivos parciales de sostenibilidad comentados, pero no necesariamente de la manera en que los diseñadores lo concibieron inicialmente. Si algún aspecto del proyecto demuestra no ser factible, o genera problemas (por ejemplo, de plazo), o complejidad excesiva, que puedan llevar a conflictos u otros problemas, puede ser modificado empleando alguna de las alternativas de diseño que quedaron en reserva.

Por tanto, para los participantes en el proyecto, es útil evaluar la sostenibilidad a lo largo de todo el ciclo de vida del proyecto. De esta manera, los principales participantes pueden estimar el posible valor del índice o índices finales (pronóstico), y tomar las decisiones oportunas en cada momento.

MIVES es una técnica que puede ayudar al equipo en todo ello pero, como se ha visto en el capítulo anterior, es un método determinista. No permite considerar la incertidumbre que podría afectar a las variables incluidas en sus modelos de evaluación.

Sin embargo, con mucha frecuencia, puede existir incertidumbre o variabilidad en el valor futuro que podrían tomar los indicadores de sostenibilidad. Por tanto, estos dos conceptos suelen afectar a los índices parciales e integral de sostenibilidad, cuando se está realizando un

pronóstico o estimación, antes de que la fabricación, la construcción, o el ciclo de vida del producto hayan terminado. Hay diferentes razones para esto, que serán identificadas en este capítulo. Como se verá más adelante, la incertidumbre también puede afectar al resto de parámetros de un modelo MIVES.

Por otro lado, en el caso de algunos indicadores cualitativos, valorados por usuarios y expertos, puede haber subjetividad e incluso discrepancias de opinión entre los evaluadores. Podría existir también vaguedad o ambigüedad a la hora de realizar esa evaluación. De hecho, también puede haber subjetividad y discrepancias a la hora de definir los pesos del árbol y la geometría de las funciones de valor.

En otro orden de cosas, como algo consustancial a todo proyecto, y a toda decisión, no es posible disponer de toda la información necesaria para planificar el proyecto hasta que el proyecto haya terminado. En la mayoría de los casos no es posible disponer de ella hasta que no termina el ciclo de vida del producto. De la misma forma, no es posible disponer de toda la información necesaria para tomar una decisión antes de que esta se haya tomado y se hayan observado sus consecuencias.

Incertidumbre, variabilidad, vaguedad, ambigüedad, subjetividad, falta de completitud de la información, y discrepancias de opinión, llevan a la necesidad de emplear técnicas no deterministas en la evaluación preliminar de la sostenibilidad, en determinados casos.

Estos problemas pueden causar diferencias significativas entre el nivel de sostenibilidad estimado en diferentes momentos del proyecto, o a lo largo del ciclo de vida del producto, y el nivel de sostenibilidad final, real, cuando el producto se deja de usar y se desactiva, desmantela, recicla o reutiliza en otro proyecto diferente, o para otra misión.

Las principales partes interesadas necesitan saber qué probabilidades hay de que se alcancen los objetivos de sostenibilidad establecidos en el proyecto.

Por su lado, la complejidad en los sistemas, que implica multiplicidad de componentes y de interrelaciones entre ellos, obliga a tener en cuenta las posibles interrelaciones que puede haber entre los indicadores de un modelo MIVES.

En los dos capítulos siguientes se presentan métodos que permiten a proyectistas, clientes, usuarios, y otras partes interesadas, realizar evaluaciones no deterministas de la sostenibilidad, respectivamente, usando métodos probabilistas basados en la simulación estocástica tipo Monte Carlo, y empleando la aritmética difusa. Pero antes hay que reflexionar sobre los diferentes problemas aquí aludidos, y sobre la manera de abordarlos.

3.2. OBJETIVOS DE ESTE CAPÍTULO.

El primer objetivo de este capítulo es analizar los problemas introducidos en el epígrafe anterior, que pueden llevar a la necesidad de una evaluación no determinista, identificando los componentes de un modelo MIVES que se ven afectados por esos problemas.

El segundo objetivo es introducir las principales formas de abordar dicha evaluación no determinista.

3.3. ASPECTOS QUE PUEDEN LLEVAR A LA NECESIDAD DE UNA EVALUACIÓN NO DETERMINISTA, Y COMPONENTES DE UN MODELO MIVES QUE SE VEN AFECTADOS POR DICHS ASPECTOS.

Entremos con más detalle en los conceptos introducidos en el epígrafe inicial de este capítulo.

Incertidumbre es la falta de certeza sobre lo que puede suceder en el futuro (RAE 2020). Así, por ejemplo, para un mismo generador de calor de un sistema de calefacción, como puede ser una caldera de condensación, diferentes fabricantes producen modelos diversos con diferentes precios y rendimientos, y, por tanto, emisiones contaminantes. En otro orden de cosas, el valor de algunas variables puede depender de las empresas que finalmente se elijan para fabricar o construir algo. Un ejemplo de ello es la posible certificación ambiental que pudiera acreditar una empresa fabricante, instaladora o contratista. Además, durante los trabajos de proyecto, fabricación o construcción, el cliente, el proyectista, el fabricante, el director de obra, u otras partes interesadas, podrían generar cambios en algunas de las partes del proyecto, sea ello estrictamente necesario, o no. Dichos cambios pueden afectar a los planos de proyecto, a las especificaciones, o a la elección de marca y modelo de un sistema comercial. También se pueden hacer cambios una vez terminado el proyecto, durante el ciclo de vida del producto.

Por tanto, en general, cuando se está haciendo una estimación preliminar de la sostenibilidad de un sistema ingenieril, y existe suficiente incertidumbre, algunos indicadores ambientales (emisiones) y económicos (costes de inversión) podrían estimarse por medio de una función de distribución, en vez de utilizar una cantidad determinada.

Por otro lado, la sostenibilidad está en su infancia, siendo insuficiente el desarrollo científico existente sobre esta materia. Como mínimo, esto genera incertidumbre acerca de los pesos de los indicadores ambientales y sociales, y de la geometría de sus funciones de valor. Está por ver si los pesos y la geometría de las funciones de valor de un modelo MIVES actual serán adecuados cuando la sostenibilidad se desarrolle más. De nuevo, al igual que con los indicadores, en un modelo MIVES los pesos del árbol y la geometría de las funciones valor pueden tratarse como elementos no deterministas.

Variabilidad es la condición de variable, y se dice que algo es variable cuando es inestable, inconstante, mudable (RAE 2020). Como ejemplo de variabilidad, también relativo a una caldera de condensación, incluso cuando se opta por un determinado modelo de una marca concreta, su funcionamiento tiene características no lineales, de forma que las emisiones contaminantes no son iguales cuando varía su régimen de funcionamiento. Por tanto, al igual que la incertidumbre, la variabilidad puede afectar a la estimación de indicadores de cualquier tipo, cualitativos o cuantitativos.

La única diferencia que existe entre la influencia de estos dos conceptos es que la variabilidad puede afectar solamente al valor que podrían tomar los indicadores de sostenibilidad en el futuro, mientras que la incertidumbre, como se ha comentado, también podría afectar al resto de componentes de un modelo MIVES.

En general, tal como afirman Chapman y Ward (2011), la variabilidad es la aleatoriedad intrínseca de un fenómeno, y por ello no puede reducirse. En un ejemplo que no tiene nada que ver con esta Tesis, si se lanza un dado adecuadamente fabricado, sin sesgos, sobre una superficie de lanzamiento horizontal y lisa, los seis números del dado saldrán con la misma probabilidad, de forma aleatoria, y esto no puede reducirse, salvo que se truque el dado o se altere la superficie de lanzamiento, pero entonces ya no estamos ante la misma combinación de dado y

superficie de lanzamiento. Todo ello al margen de que no es lícito, y no suele ser posible, alterar el dado o la superficie. La variabilidad disminuiría si cambiamos el elemento que la genera, usando una moneda en vez de un dado. Pero entonces, una vez más, y ahora más que antes, ya no estamos hablando del mismo sistema. De forma análoga no suele ser posible reducir la variabilidad de un sistema de ingeniería, salvo que se alteren su diseño o sus especificaciones, en cuyo caso ya no estamos hablando de la misma alternativa de diseño. Por otro lado, ahora ya hablando del asunto concreto de esta Tesis, si se trata del sistema de climatización de un edificio y, por ejemplo, se aumenta su aislamiento térmico, habrá menos variabilidad en la carga térmica. Esto disminuirá el rango de variación del régimen de funcionamiento del sistema de climatización. Y ello disminuirá la variabilidad del consumo de energía y de las emisiones contaminantes de dicho sistema. Pero entonces han cambiado las condiciones de contorno del sistema de climatización; ha cambiado el problema a resolver, y la primera fase de MIVES consiste en definir el problema a resolver.

En otro orden de cosas, en el caso de algunos indicadores cualitativos, a valorar por parte de usuarios y expertos, puede haber subjetividad e incluso discrepancias de opinión entre los evaluadores. Podría existir también vaguedad o ambigüedad a la hora de realizar esa evaluación.

La **subjetividad** es la cualidad de subjetivo, siendo esto lo perteneciente o relativo al modo de pensar o de sentir de una persona, y no al objeto en sí mismo (RAE 2020). Por tanto, en determinados casos, ante un mismo objeto, hecho, situación o condición, dos personas pueden expresar opiniones diferentes. Y **discrepar** es disentir del parecer de otra persona (RAE 2020). Algunas discrepancias se derivan de la subjetividad del juicio de las personas acerca de un asunto determinado. Otras tienen como origen el hecho de que la información no es completa.

Con respecto a la **falta de completitud de la información**, no siempre cada persona dispone de la misma información para formar su opinión. Yendo un paso más allá, incluso juntando toda la información que sea posible recopilar, dicha información siempre va a ser incompleta para la toma de decisiones, y esto genera dudas e incertidumbre. Es decir, la incertidumbre es consustancial a la toma de cualquier decisión, y a la planificación de cualquier proyecto. Cuando la información es completa apenas hay que pensar, o no hay nada que decidir. No es posible disponer de toda la información necesaria para tomar la decisión hasta que esta se haya tomado y se hayan observado las consecuencias de ello. Tampoco lo es cuando se trata de planificar un proyecto, hasta que éste haya terminado. Yendo más allá, muchas veces ni siquiera es posible disponer de información completa y exacta a posteriori, porque para ello se necesitaría haber planificado el proyecto de otras formas, o haber tomado otras decisiones, y poder comparar todo ello.

Siguiendo con lo relativo a las discrepancias, hay más posibles razones que generan diferencias entre las opiniones o juicios de diferentes personas. No es difícil comprender que, a la hora de valorar determinados indicadores cualitativos, como puedan ser los relacionados con el confort higrotérmico de un local climatizado, puede haber discrepancia de opiniones entre los diferentes ocupantes del local, y subjetividad a la hora de expresar dichas opiniones. Algo parecido puede ocurrir cuando se estima de forma subjetiva el valor de un indicador cuantitativo, pulsando la opinión de expertos en la materia de que se trate. En resumen, subjetividad y discrepancia pueden afectar a la estimación de indicadores cualitativos, y también a los cuantitativos que se estiman de forma subjetiva, mientras que es más difícil, o puede ser imposible, que afecten a los indicadores que se estiman de forma objetiva.

Vamos a entrar con un poco más de detalle sobre esto último, porque no es nada sencillo. Sea el diseño de un cambiador de calor para ser usado en plantas de proceso y, en particular, la estimación de sus costes. De acuerdo con la literatura científica, existen diferentes métodos válidos para dicha estimación (Taal et al. 2003 y Caputo et al. 2016, entre otros). Uno se basa en la estadística, estimándose el coste del intercambiador en base, por ejemplo, a su tamaño, peso, o área de intercambio de calor. Es una técnica rápida y relativamente sencilla, basada en datos históricos, que puede generar buenos resultados.

También es posible adoptar un enfoque de analogía. En este caso la estimación se basa en las similitudes del intercambiador con otro equipo, ya diseñado y fabricado, y para el que se conoce el coste real. Este otro equipo no necesariamente tiene que ser un intercambiador del mismo tipo. De hecho, ni siquiera tiene que ser un cambiador de calor. Una adecuada identificación de las similitudes y diferencias entre ambos equipos puede ser suficiente para estimar el coste del intercambiador. Es claro que la efectividad de este enfoque, que puede ser alta, depende de la habilidad del ingeniero para comparar ambos equipos.

Y la tercera opción es el empleo de un modelo analítico. Se trata de la más compleja y, habitualmente, la más precisa; es la que emplean generalmente los fabricantes para realizar sus ofertas. Bajo este enfoque se tienen en cuenta las cantidades y los precios de los materiales a emplear, las horas de mano de obra y su precio, así como los procesos de producción y sus costes. Se necesita, por tanto, información muy exhaustiva que no siempre está disponible en el momento de diseñar un equipo por vez primera. Y hay que tener en cuenta que el uso de una técnica muy detallada con datos de poca calidad, llevará a malos resultados.

Las tres opciones antedichas tienen ventajas y desventajas, y todas pueden generar resultados de calidad, o no, dependiendo de la información de partida. Todas pueden considerarse como una forma cuantitativa de estimar objetivamente el coste de un intercambiador de calor. Sin embargo, la elección de una u otra puede generar diferencias en los resultados, y en dicha elección puede haber subjetividad, y discrepancias entre expertos. En cualquier caso, si los tres métodos se aplican adecuadamente, las diferencias no deben ser apreciables.

Considérese ahora la estimación del coste normalizado o nivelado de electricidad (LCOE en sus siglas en inglés: *Levelized Cost of Electricity*) de una planta de generación de energía eléctrica, del tipo que sea, teniendo en cuenta el valor temporal del dinero (tasa de descuento e inflación) a lo largo de todas las etapas del ciclo de vida (análisis de cuna a tumba; Cartelle Barros et al. 2016). Pese a tratarse de una de las formas de evaluar o medir (con frecuencia llamadas *métricas*) más ampliamente utilizadas, no existe un único proceso de cálculo aceptado por la totalidad de la comunidad científica. De hecho, existen múltiples ecuaciones, todas ellas válidas, que originan resultados ligeramente diferentes. Por tanto, de nuevo, la subjetividad y la discrepancia entre expertos, a la hora de usar una u otra fórmula, puede generar diferencias en la estimación cuantitativa de este indicador, que en principio era objetiva.

Por último, considérese un ejemplo relativo al pilar medioambiental de la sostenibilidad. Sea el análisis de ciclo de vida (ACV) de cualquier proceso o producto. Idealmente, un ACV debería cubrir todas las etapas del ciclo de vida, incluyendo todos los flujos elementales. Entradas: energía y materias primas, tal y como se encuentran en la naturaleza. Salidas: resultado del proceso y emisiones al agua, a la atmósfera o al suelo. Ahora bien, es habitual definir algún tipo de criterio de corte, con el objetivo de excluir del estudio aquellas entradas o salidas que no sean suficientemente representativas o relevantes, simplificando los cálculos. Esto es lo mismo que usar un factor de caracterización nulo, cuando no es nulo, aunque se considera

despreciable. Los criterios de corte deben definirse de forma clara y habitualmente se basan en: masa, energía o importancia ambiental. Pues bien, a la hora de definir los criterios de corte, posibles discrepancias entre los expertos pueden generar resultados ligeramente diferentes en la estimación de los impactos medioambientales: calentamiento global, acidificación, eutrofización, disminución de la capa de ozono, entre otros.

Concluyendo, la subjetividad o posibles discrepancias pueden afectar de manera indirecta a la evaluación objetiva de indicadores cuantitativos, porque afecta al método de cálculo a usar. Por otro lado, las posibles diferencias en los resultados suelen ser muy reducidas, o incluso despreciables. Por todo ello esto no ha sido incluido en las figuras que resumen este epígrafe, que serán introducidas más adelante.

En otro orden de cosas, los indicadores cualitativos suelen evaluarse por medio del uso de etiquetas semánticas. Entre otras muchas posibilidades, podemos usar etiquetas como, por ejemplo, “muy alto, alto, medio, bajo, y muy bajo”. Desafortunadamente, la descripción de muchas etiquetas semánticas implica cierta vaguedad o ambigüedad. Por tanto, el que las usa puede expresar opiniones vagas o ambiguas. Hay pocas excepciones a esto. Ejemplo de ello es el de respuestas “Si / No”, siempre y cuando la pregunta a la que hay que responder no sea ambigua.

Vaguedad y ambigüedad son, respectivamente, las cualidades de vago y ambiguo. Vago es aquello impreciso, indeterminado, indefinido (RAE 2020). Y ambiguo es aquello que puede entenderse de varios modos o admitir distintas interpretaciones y dar, por consiguiente, motivo a dudas, incertidumbre o confusión (RAE 2020). El término “ambiguo” también se aplica a la persona que, con sus palabras, vela o no define claramente sus opiniones (RAE 2020). No es difícil entender que etiquetas semánticas como “muy alto, alto, medio, bajo, y muy bajo” implican cierta vaguedad o ambigüedad.

A veces los indicadores cualitativos se evalúan por medio de niveles numéricos (p. ej., de 0 a 5 o de 0 a 10), que no suponen una evaluación cuantitativa, y que pueden estar sometidos a subjetividad. De hecho, es frecuente utilizar esta transformación, asociada a la ponderación, como mecanismo que posibilita la comparación de alternativas cuando los criterios de valoración son múltiples.

En otro orden de cosas, puede haber subjetividad y discrepancias de opinión a la hora de que diferentes expertos acuerden los pesos de un árbol MIVES, y la geometría de las funciones de valor usadas en MIVES. Entre otras posibilidades, y a pesar de la gran cantidad de estudios científicos sobre la materia, un conocimiento insuficiente de los fenómenos naturales puede llevar a la necesidad de estimar de forma subjetiva dichos pesos y geometrías.

Finalmente, es posible que haya vaguedad o ambigüedad de los expertos a la hora de establecer la importancia relativa de unas y otras variables de un modelo, pero no debe haberla si se emplean métodos como MIVES o AHP (*Analytic Hierarchy Process* o Proceso Analítico Jerárquico; véase el capítulo anterior), que implica el establecimiento de unos pesos numéricos, con los cuales cada experto puede estar de acuerdo, o no. Por tanto, vaguedad y ambigüedad pueden afectar a los indicadores cualitativos que se valoran por medio de etiquetas semánticas, pero no al resto de componentes de un modelo MIVES, que son números y funciones matemáticas, no sujetos a estos dos problemas.

También es verdad que un experto puede estar de acuerdo con un determinado conjunto de pesos, aunque no termine de estar satisfecho con dicho conjunto. Algo similar sucede con la geometría de las funciones de valor.

Las figuras 3.1 y 3.2 incluyen un resumen de los conceptos clave que se han expuesto hasta este punto. Todo ello plantea problemas a la hora de realizar análisis de ciclo de vida (ACV) ambientales, sociales, económicos y técnicos. También cuando se trata de integrar los resultados de dichos ACVs en un solo índice global de sostenibilidad, usando el método MIVES, expuesto en el capítulo anterior, o cualquier otro método de integración de evaluaciones.

En dichas figuras aparece también el concepto de **complejidad**. Se dice que algo es complejo cuando se compone de elementos diversos que constituyen una unidad, y también cuando es complicado, enmarañado (RAE 2020). Teniendo en cuenta estos significados, la complejidad implica, en general, multiplicidad de elementos o componentes, e interrelaciones entre ellos (enmarañamiento). Cuando la complejidad es muy alta puede generar incertidumbre acerca del comportamiento de conjunto de un sistema de cualquier tipo. Por tanto, la complejidad puede llevar a la necesidad de una evaluación no determinista, y también al empleo de coeficientes de correlación, tanto en el análisis de sensibilidad de un modelo MIVES determinista (véase el capítulo anterior), como en el uso de métodos no deterministas que incluyan interrelaciones entre indicadores, como se verá en el capítulo siguiente.

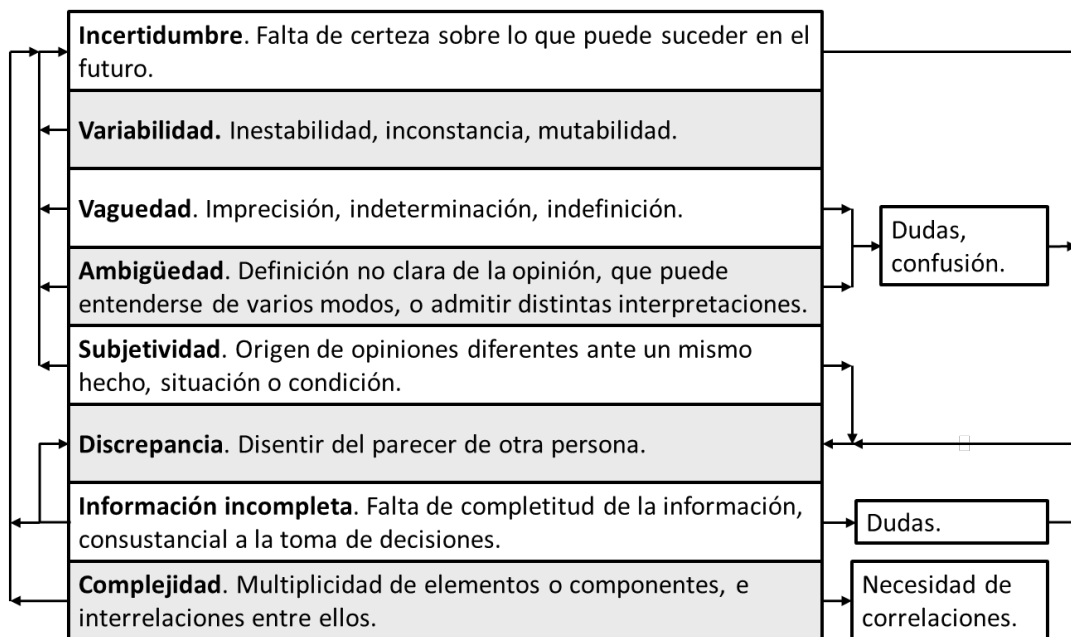


Figura 3.1. Definición de y principales interrelaciones entre los problemas que pueden llevar a la necesidad de una evaluación no determinista.

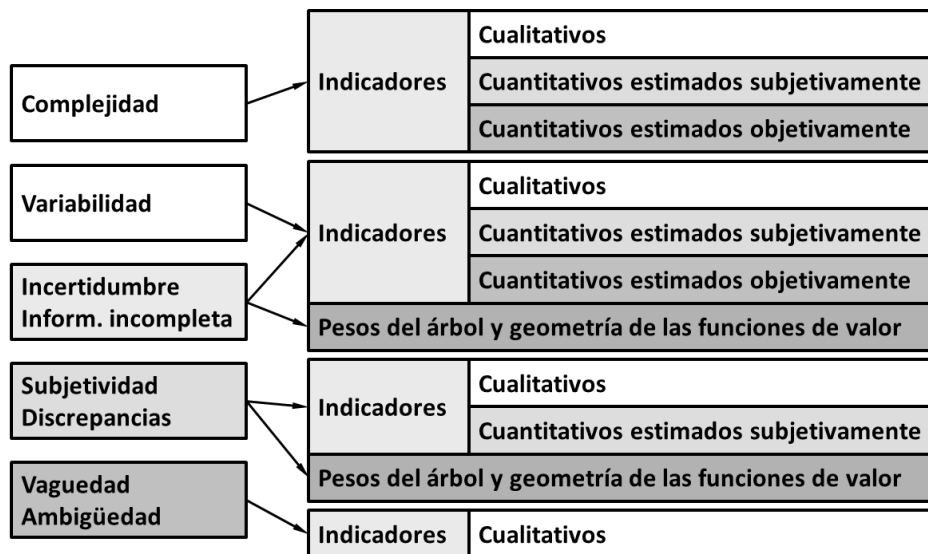


Figura 3.2. Aspectos que pueden llevar a la necesidad de una evaluación no determinista, y componentes de un modelo MIVES que se suelen ver afectados por dichos aspectos.

Queda clara, por tanto, la necesidad de emplear técnicas no deterministas en la evaluación *ex-ante* (en cualquier momento anterior al fin del ciclo de vida del producto) de la sostenibilidad, cuando los conceptos aquí introducidos generen suficiente incertidumbre acerca del valor que pueden o deben tomar los componentes de un modelo de evaluación de la sostenibilidad. Estas técnicas dejan de ser necesarias en el caso de evaluaciones *ex-post* (tras finalizar el ciclo de vida), en las cuales se disponga de toda la información real necesaria para alimentar el modelo, o bien en el caso de evaluaciones *ex-ante* en las cuales la diferencia entre cualquier valor real final, y la estimada, no sean importantes y, por tanto, no importen.

Un último apunte antes de pasar al epígrafe siguiente. La incertidumbre es origen de oportunidades y amenazas, o riesgos. Las **oportunidades**, en general, son circunstancias convenientes para algo (RAE 2020), y en este caso tienen que ver con la posibilidad (incierto) de superar el objetivo de sostenibilidad del proyecto. Una **amenaza** (RAE 2020) es la inminencia de algo malo o dañino; también es algo que da indicios de que puede llegar a ocurrir algo malo o dañino. Por su parte, **riesgo** es la contingencia o proximidad de un daño (RAE 2020). A los efectos de este trabajo, amenaza y riesgo son sinónimos, e implican la posibilidad (incierto) de no llegar a alcanzar el objetivo de sostenibilidad del proyecto. La existencia de oportunidades y amenazas refuerza la necesidad de una adecuada gestión de la incertidumbre.

3.4. TÉCNICAS DE IDENTIFICACIÓN Y REDUCCIÓN DE LOS PROBLEMAS REFERIDOS EN ESTE CAPÍTULO.

3.4.1. Introducción.

Antes de pasar a hablar de métodos y técnicas para la evaluación no determinista, hay que preguntarse qué diferencias y similitudes puede haber entre el tratamiento de la incertidumbre y el de los restantes aspectos ya anticipados: variabilidad, vaguedad, ambigüedad, subjetividad y discrepancias de opinión en la evaluación de la sostenibilidad.

En los dos capítulos siguientes se verá cómo la **incertidumbre** se puede tratar, respectivamente, con técnicas de simulación estocástica y de aritmética difusa. Por su parte, la **variabilidad** de un parámetro genera incertidumbre, y puede tratarse con dichas dos técnicas.

La **vaguedad**, como imprecisión, indeterminación, o indefinición, genera incertidumbre. Por otro lado, la vaguedad genera dudas o confusión que, a su vez, pueden llevar a discrepancias de opinión. Algo similar sucede con la **ambigüedad**, como definición no clara de la opinión, que puede entenderse de varios modos, o admitir distintas interpretaciones y dar, por consiguiente, motivo a dudas, confusión, o incertidumbre. Con respecto a la **subjetividad**, como origen de opiniones diferentes ante un mismo hecho, situación o condición, también genera incertidumbre y, por su propia definición, suele llevar a discrepancias. Por su parte, las **discrepancias** de opinión pueden originarse por causa de la incertidumbre y de la subjetividad. En general, la habitual **falta de completitud de la información** genera incertidumbre y puede llevar a discrepancias de opinión.

Estos problemas pueden combatirse por medios relativamente sencillos, intentando aumentar la cantidad de información acerca del asunto que se está tratando, aplicando técnicas y usando conceptos y modos de medir, que obliguen a las personas a disminuir su vaguedad, ambigüedad y subjetividad en el momento en que realizan una valoración generando, con ello, menos incertidumbre.

Existen diferentes técnicas de identificación (detección) y reducción (disminución de su magnitud) de los problemas referidos en este capítulo. En los sub-epígrafes siguientes se refieren las más importantes.

Una vez que se hayan usado las oportunas técnicas de reducción, puede haber cierta incertidumbre, vaguedad, ambigüedad o subjetividad remanentes, además de la variabilidad, que no puede reducirse. Esto puede llevar a discrepancias y a que, entre otras cosas, diferentes personas escojan etiquetas semánticas distintas para realizar una misma valoración, diferentes rangos de valores para estimar subjetivamente un indicador cuantitativo, distintos conjuntos de pesos para el árbol, o diferentes geometrías para las funciones de valor.

A pesar de ello, si no hay grandes diferencias y un parámetro sobre el que se discrepa no tiene gran influencia sobre los resultados del modelo, normalmente lo consideraremos como determinista. Y en caso contrario, si las diferencias importan, se deben usar técnicas probabilistas o de aritmética difusa, que serán abordadas en los dos capítulos siguientes.

La Figura 3.3 incluye un esquema de las principales técnicas resumidas en el epígrafe siguiente, para identificar y reducir los problemas aludidos en este capítulo. Para una mejor visión de conjunto, en dicha figura se muestran también las principales técnicas auxiliares de ayuda para

el método MIVES. Por su parte, la Figura 3.4 presenta un esquema resumen, genérico, de la forma de actuar ante la existencia de problemas que llevan a la necesidad del uso de métodos no deterministas al realizar estimaciones de la sostenibilidad.

	Identificación indicadores	Estructuración del árbol	Establecer pesos del árbol	Establecer funciones de valor	Establecer filtros pasa / no pasa	Estimar los indicadores	Identificación correlaciones	Identificación problemas (1)	Reducción problemas (2)
Análisis de documentos del proyecto	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Análisis de hipótesis y restricciones asumidas								I Vr	
Tablas de reducción de la vaguedad, ambigüedad y subjetividad									A Vg S
Experiencias pasadas	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Opiniones de expertos	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Entrevistas	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Grupos nominales	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Tormenta de ideas	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Método Delphi	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Desagregación sucesiva							•	•	•
Análisis de sensibilidad									D

Notas:
 1. Problemas que llevan a la necesidad de usar métodos no deterministas para evaluar la sostenibilidad.
 2. Resolución de dichos problemas, a excepción de la variabilidad.

Legenda: A: Ambigüedad D: Discrepancias I: Incertidumbre S: Subjetividad Vg: Vaguedad Vr: Variabilidad

Figura 3.3. Principales técnicas de ayuda para el método MIVES, y métodos para identificar y reducir los problemas que llevan a la necesidad del uso de métodos no deterministas.

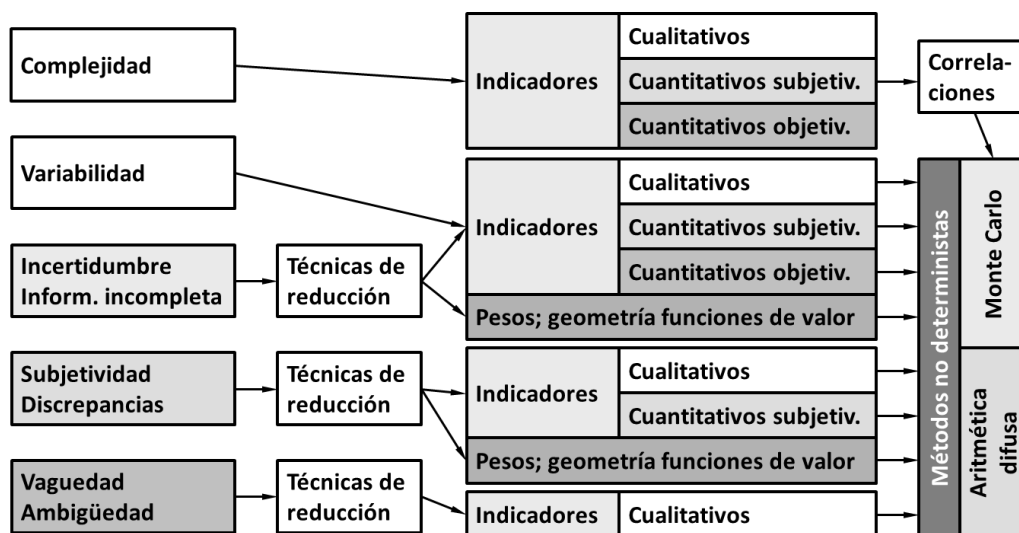


Figura 3.4. Esquema resumen de la forma de actuar ante la existencia de problemas que llevan a la necesidad del uso de métodos no deterministas.

3.4.2. Análisis de documentos del proyecto.

Este asunto ha sido ya resumido en el capítulo anterior. En lo relativo a este capítulo, por ejemplo, una planificación pobre o inadecuada del proyecto puede llevar a incumplimientos en materia de sostenibilidad ambiental, social o económica. Revisando las especificaciones técnicas y el contrato se pueden identificar omisiones en ellos, o debilidades de dichos documentos. En otro orden de cosas, una planificación bien realizada puede haber identificado problemas, o incluso haber estimado un orden de magnitud de los mismos.

En general, el análisis de documentos del proyecto puede servir para identificar parámetros que deben ser tratados de forma no determinista, por razones relacionadas con los problemas resumidos en este capítulo. En algunos casos puede aportar información acerca de posibles correlaciones entre indicadores, a usar en modelos probabilistas. Por último, sirven también para recopilar información, que puede ayudar a reducir dichos problemas, a excepción de la variabilidad.

3.4.3. Análisis de hipótesis y restricciones asumidas.

Esta técnica no ha sido introducida en el capítulo anterior, por no ser de aplicación allí. Todo proyecto se desarrolla en base a asumir una serie de hipótesis de partida, y restricciones impuestas, en función de las cuales se planifica el proyecto. Ambas pueden documentarse formalmente en un registro específico para ello (Simon et al. 1997, Project Management Institute 2017), o en el estudio de factibilidad, por ejemplo. El Análisis de hipótesis asumidas incluye tres fases que son, respectivamente, identificar todas las posibles hipótesis sobre las que se ha concebido el proyecto, evaluarlas, e identificar incertidumbres.

La evaluación implica aplicar a cada hipótesis los criterios de sensibilidad, estabilidad, exactitud y coherencia. Sensibilidad en el sentido de averiguar cuán importante para el proyecto y sus objetivos son las posibles variaciones en hipótesis, para bien o para mal. En este caso, para superar o no llegar a cumplir el objetivo de sostenibilidad del proyecto. Esto se puede hacer cualitativamente con calificativos como insignificante, de menor importancia, importante, vital, crucial, lo cual supone ambigüedad y vaguedad. En nuestro caso, es más riguroso y recomendable evaluarlo por medio de un análisis de sensibilidad del modelo MIVES.

Con respecto a la estabilidad, se refiere a establecer cuán probable es que la hipótesis sea falsa, o deje de ser verdadera en algún momento futuro. También en este caso se puede establecer esa probabilidad de una manera cualitativa con expresiones como probabilidad alta, media, baja o bien se puede hacer cuantitativamente estimando un porcentaje, normalmente mediante estimaciones (subjetivas) de expertos en la materia. Con ello se tiene una estimación de probabilidad e impacto y se pueden priorizar las incertidumbres en función de su potencial impacto.

En lo relativo a exactitud y coherencia, puede que una hipótesis sea cierta, pero no exacta, o no del todo exacta, o bien que no sea coherente con otras hipótesis o con determinados hechos.

La tercera fase es la de identificar incertidumbres, cosa que se puede hacer de diferentes maneras. La más adecuada para nuestro caso implica usar una formulación del tipo “si la hipótesis X fuese errónea, inexacta, o incoherente, entonces sucedería Y”, (Simon et al, 1997),

o bien “si la hipótesis X fuese errónea, inexacta, o incoherente, entonces podría suceder Y, Z o T”. A partir de ello (de los sucesos Y, Z y T) se pueden estimar rangos de valores para los indicadores de sostenibilidad afectados, que luego se emplearán para definir funciones de distribución para esos indicadores.

Con respecto a las restricciones, aspecto que no estaba incluido en la técnica convencional de hipótesis asumidas, y que algunas fuentes han incluido recientemente (Project Management Institute 2017), se puede hacer algo parecido, analizando cuánto influyen sobre el proyecto (sensibilidad, impacto); si son estables o podrían cambiar, aumentando o disminuyendo su nivel de exigencia, o desapareciendo; si son incompletas y podrían llegar a ser más exigentes; si son inexactas, y debido a ello podrían cambiar, para generar oportunidades o amenazas; y si son incoherentes con determinadas hipótesis, restricciones o aspectos de la planificación del proyecto, y por ello podrían relajarse, o aumentar su exigencia, o desaparecer, generando oportunidades o amenazas.

Esta técnica puede ser de ayuda en la identificación de la incertidumbre, cosa que ha quedado clara. También puede emplearse para identificar las posibilidades de que la variabilidad no estuviese bien estimada, pero no sirve para otros asuntos.

3.4.4. Tablas de reducción de la vaguedad, ambigüedad y subjetividad.

Este asunto tampoco ha sido introducido en el capítulo anterior, por estar específicamente concebido para tres de los problemas que se estudian en este capítulo. Cuando se usan etiquetas semánticas como “muy alto, alto, medio, bajo, y muy bajo”, se pueden establecer tablas de ayuda en las cuales se defina qué significa, aunque sólo sea de forma aproximada, cada una de estas etiquetas.

Por ejemplo (Tabla 3.1), podemos decir que el aumento de uno de los costes (sobrecoste) del ciclo de vida será muy bajo cuando las personas que intervienen en la valoración consideran que debería ser menor o igual al 0,5% del coste estimado. De la misma forma, podemos decir que el sobrecoste será bajo, moderado y alto si consideran, respectivamente, que debería estar en los rangos del 0,5% al 5%, del 5% al 10%, del 10% al 20%, y que será muy alto si creen que va a superar el 20% del coste estimado. Esto elimina la imprecisión, la indeterminación y la indefinición, y resuelve dudas y confusión; por tanto, elimina vaguedad y ambigüedad. Sin embargo, disminuye, pero no anula la posible subjetividad a la hora de establecer cifras numéricas para cada etiqueta e incluso a la hora de escoger una u otra etiqueta, en ambiente de incertidumbre, al hacer estimaciones preliminares.

Variable / Etiqueta	Muy bajo	Bajo	Moderado	Alto	Muy alto
Sobrecostes en el ciclo de vida	≤ 0,5%	0,5%-5%	5%-10%	10%-20%	>20%

Tabla 3.1. Ejemplo de tabla de reducción de la vaguedad, ambigüedad y subjetividad cuando se usan etiquetas semánticas para variables cuantitativas.

Cuando vaguedad, ambigüedad y subjetividad afectan a aspectos cualitativos que hay que valorar por medio de etiquetas semánticas, y queremos limitar esos tres problemas, podemos usar una definición cualitativa para cada etiqueta. Por ejemplo (Tabla 3.2), si se trata de evaluar el rechazo social a un proyecto por medio de entrevistas, y en una situación en la cual no sea posible hacer un tratamiento estadístico (por las razones que sea), podemos decir que el rechazo será muy bajo si ha habido muy pocos comentarios desfavorables, y todos ellos se refieren a aspectos que, quien responde, no considera de importancia. Bajo si sólo hay comentarios desfavorables relativos a aspectos secundarios. Moderado cuando hay cierto descontento sobre algún aspecto principal del proyecto. Alto cuando hay una clara oposición al proyecto, que se considera inaceptable en alguno de sus aspectos. Y muy alto cuando la oposición es unánime y se refiere al proyecto completo, que se considera inaceptable. Estas definiciones no eliminan la vaguedad ni la ambigüedad, pero las reducen. Tampoco eliminan la posible subjetividad a la hora de establecer definiciones para cada etiqueta.

Etiqueta / Variable	Rechazo social al proyecto
Muy bajo	Hay muy pocos comentarios desfavorables, todos ellos sobre aspectos que, quien responde, no considera de importancia.
Bajo	Sólo hay comentarios desfavorables relativos a aspectos secundarios.
Moderado	Hay cierto descontento sobre algún aspecto principal del proyecto.
Alto	Hay una clara oposición al proyecto, que se considera inaceptable en alguno de sus aspectos.
Muy alto	La oposición es unánime y se refiere al proyecto completo, que se considera inaceptable.

Tabla 3.2. Ejemplo de tabla de reducción de la vaguedad, ambigüedad y subjetividad para para variables cualitativas.

3.4.5. Experiencias pasadas.

Este asunto ha sido ya resumido en el capítulo anterior. En lo relativo a este capítulo, por ejemplo, los documentos de análisis de la incertidumbre de proyectos pasados deberían ser de utilidad en el proyecto en curso. También lo será la consulta al personal clave de aquellos proyectos, o las demás fuentes comentadas en el capítulo anterior, como bases de datos organizativas o comerciales, y publicaciones científicas o de otros tipos. La consulta a estas fuentes es útil para reducir o anular la subjetividad y disminuir la incertidumbre, pero también pueden serlo para disminuir la imprecisión, la indeterminación y la indefinición, y para resolver dudas y confusión generados por valoraciones vagas o ambiguas.

La experiencia en trabajos previos permitirá recopilar información histórica de ayuda en la identificación de parámetros que en el pasado han sido tratados probabilísticamente, por razones relacionadas con los problemas resumidos en este capítulo. También puede aportar

información acerca de posibles correlaciones entre indicadores, a usar en modelos probabilistas. Por último, también pueden servir para aumentar la información disponible, reduciendo dichos problemas, menos la variabilidad.

3.4.6. Opiniones de expertos.

Este asunto ha sido ya resumido en el capítulo anterior. En lo relativo a este capítulo, la opinión de expertos puede ayudar a identificar parámetros probabilistas y posibles correlaciones entre indicadores. También permite aumentar la información disponible, para reducir los problemas abordados en este capítulo, con excepción de la variabilidad.

3.4.7. Entrevistas.

Esta técnica ha sido ya resumida en el capítulo anterior. En lo relativo a este capítulo, con el uso de las entrevistas, por un lado, hay que tratar de que la persona que ha hecho una estimación afectada por la incertidumbre, o que ha emitido opiniones o valoraciones vagas, ambiguas, subjetivas o discrepantes con otros, sea consciente de ello. Además, hay que intentar que amplíe la información que ha aportado y proporcionarle información de la que no disponga, de forma que se reduzcan dichos problemas o, cuando fuese posible, se eliminen.

También se puede hablar con otras personas, que han hecho estimaciones con menor incertidumbre (por ejemplo, estimando una horquilla de valores más cercanos entre sí), o que han sido más claras en su valoración, o que forman el grupo mayoritario que está de acuerdo en algo sobre lo que hay discrepancias, para que conozcan el problema existente, y puedan contribuir a resolverlo, todo ello sin identificar a quienes lo han originado, para evitar que un experto se vea condicionado, cediendo indebidamente ante opiniones de otras personas que tienen mayor experiencia o prestigio.

Esto último puede extenderse, con un mayor coste, de forma que se recopile información de todas las posibles partes interesadas. Estas técnicas de reducción que se acaban de comentar están encaminadas a disminuir la imprecisión, la indeterminación, la indefinición y la subjetividad, y a resolver dudas y confusión generados por la vaguedad o la ambigüedad. Todo ello, por otro lado, debe disminuir la incertidumbre.

Las entrevistas pueden servir para identificar incertidumbre, variabilidad, vaguedad, ambigüedad, subjetividad, o discrepancias de opinión. Por otro lado, también permiten aumentar la información disponible, para reducir todos esos problemas, menos la variabilidad.

3.4.8. Grupos nominales.

Esta técnica ha sido ya resumida en el capítulo anterior. En lo relativo a este capítulo, estas reuniones estructuradas y ordenadas pueden servir de ayuda para identificar incertidumbre, variabilidad, vaguedad, ambigüedad, subjetividad, o discrepancias de opinión. Por otro lado, también sirven para aumentar la información disponible, reduciendo dichos problemas, a excepción de la variabilidad.

3.4.9. Tormenta de ideas.

Esta técnica ha sido ya resumida en el capítulo anterior. En lo relativo a este capítulo, y en cuanto a la posibilidad de establecer una mínima estructuración de la reunión, por ejemplo, si se trata de identificar parámetros sometidos a incertidumbre, así como de formas de reducirla, se puede usar de guía el árbol MIVES, con sus diferentes componentes, para ir revisándolos, dejando una parte final para tormenta de ideas abierta. O al revés, comenzar de una forma abierta, para establecer cierto orden cuando sea necesario. Además, es necesario un estudio mínimo del proyecto y del modelo MIVES, antes de afrontar una reunión de este tipo.

Las tormentas de ideas pueden servir para identificar incertidumbre, variabilidad, vaguedad, ambigüedad, subjetividad, o discrepancias de opinión. Por otro lado, también sirven para aumentar la información disponible, reduciendo dichos problemas, menos la variabilidad.

3.4.10. Método Delphi.

Este método ha sido ya resumido en el capítulo anterior. En lo relativo a este capítulo, la técnica Delphi puede servir para identificar incertidumbre, variabilidad, vaguedad, ambigüedad, subjetividad, o discrepancias de opinión. Por otro lado, también sirve para aumentar la información disponible, reduciendo dichos problemas, a excepción de la variabilidad.

3.4.11. Desagregación sucesiva.

Esta técnica no ha sido introducida en el capítulo anterior, por no ser de aplicación allí. Con respecto a los posibles problemas identificados en este capítulo, un método útil es la desagregación sucesiva, basada en el Principio Sucesivo de Lichtenberg (Lichtenberg y Archibald 1995). Se trata de una metodología o proceso integrado de apoyo a la toma de decisiones, que puede utilizarse para abordar diversos problemas. Incorpora conceptos de pensamiento integrador, sistémico, holístico (concibiendo la realidad como algo que va más allá de la suma de sus partes; RAE 2020), de pensamiento con todas las partes del cerebro, y de trabajo en equipo, junto con aspectos estadísticos.

En primer lugar, hay que identificar y detallar adecuadamente el asunto a tratar, que normalmente implica un determinado modelo; en nuestro caso, un modelo de evaluación de la sostenibilidad. El segundo paso es formar el equipo de trabajo, incluyendo personas con conocimientos y experiencia en la materia de que se trate y, de ser posible, que representen a las organizaciones más involucradas en el proyecto.

En el tercer paso se identifican, cuantifican y priorizan los principales aspectos de la incertidumbre. En un intercambio abierto de ideas y puntos de vista, en colaboración, primero se identifican los aspectos que, a juicio colectivo, encierran las mayores incertidumbres o incógnitas en relación con el asunto que se trata. En la medida de lo posible, esto da lugar a una lista de los principales aspectos que implican incertidumbre, para su posterior consideración. Además, los miembros del equipo organizan, definen y cuantifican cada variable del modelo de evaluación, utilizando estimaciones triples: mínimo, más probable, máximo. Tras ello aplican conceptos de estadística para calcular el resultado total de aplicar el modelo con dichas estimaciones, así como la criticidad de cada elemento con respecto al resultado; es decir, la sensibilidad del modelo ante variaciones de sus variables.

En el paso cuarto se desglosan, sucesivamente, los parámetros de mayor criticidad, para reducir la incertidumbre. Se considera que el nivel de incertidumbre de un parámetro es inaceptable cuando el rango, o recorrido entre las estimaciones óptima y pésima, es demasiado grande; es decir, si la desviación típica es excesiva. Si algún parámetro crítico, identificado y cuantificado en la fase anterior, presenta niveles inaceptables de incertidumbre, el equipo lo desglosa, si ello es posible. Los parámetros resultantes de ese desglose se cuantifican a su vez, con estimaciones triples. Este desglose, cuantificación y clasificación sucesivos se continúa hasta que el nivel de incertidumbre se acerca al mínimo o es inevitable, y no se puede lograr una mayor reducción de la incertidumbre.

En el quinto paso se presentan a los decisores los resultados del trabajo realizado, y se toman decisiones. En la experiencia de Lichtenberg y Archibald (1995), una lista de las diez principales áreas de incertidumbre suele abarcar todos los elementos más críticos que es necesario mejorar o mantener bajo observación. Otro resultado importante de aplicar este método, aunque de carácter informal, es un mayor nivel de comprensión, confianza y consenso entre los miembros del equipo de trabajo. Este mayor potencial de cooperación se aprovecha durante la ejecución del proyecto, si se toma la decisión de proceder, para lograr un mejor compromiso, trabajo en equipo, motivación y una respuesta más adecuada a los acontecimientos y cambios imprevistos.

El Principio Sucesivo puede servir para identificar incertidumbre, variabilidad, vaguedad, ambigüedad, subjetividad, y discrepancias de opinión pero, como se ha visto, su principal propósito es aumentar la información disponible, reduciendo dichos problemas, a excepción de la variabilidad.

Aunque Lichtenberg y Archibald (1995) no hablan de ello, este método debería también identificar posibles correlaciones entre los parámetros probabilistas. Por otro lado, en nuestra opinión, este método mejoraría convirtiendo las estimaciones triples en distribuciones triangulares de probabilidad, y aplicando luego técnicas de simulación tipo Monte Carlo.

3.4.12. Análisis de sensibilidad.

Esta técnica ha sido resumida en el capítulo anterior, y debe formar parte de la construcción y uso de cualquier modelo MIVES determinista. Además de aquello, y suponiendo que, después de usar diversas técnicas para reducir incertidumbre, vaguedad, ambigüedad y subjetividad, a pesar de ello haya discrepancias de opinión, el análisis de sensibilidad puede dar una idea clara acerca de si esas discrepancias influyen de manera relevante sobre el resultado de la evaluación, o no. Si no influyen, las discrepancias no tienen motivo para existir. Recuérdese la importancia de tener en cuenta las posibles interrelaciones entre variables cuando se realiza un análisis de este tipo. Por otro lado, podemos usar métodos no deterministas, como los del capítulo siguiente, para incluir todas las opiniones en el modelo y, por tanto, en la evaluación. Para todo ello, se remite al lector al capítulo anterior y al siguiente.

3.5. MÉTODOS Y TÉCNICAS PARA LA EVALUACIÓN NO DETERMINISTA.

Como se ha visto, con frecuencia tiene sentido establecer modelos no deterministas como ayuda para gestionar el objetivo de la sostenibilidad del proyecto. Hay varias maneras de abordar esta tarea.

Una es por medio de la aritmética de intervalos. Este método se desarrolló a finales de los años 50; es un enfoque para tratar los errores de cálculo matemático (Moore 1966, 1979, Alefeld y Herzberg 1983, Hansen 1992, Petkovic y Petkovic 1998, Moore et al. 2009, Dawood 2011). Con esta técnica, los parámetros con incertidumbre se describen por un límite superior e inferior, es decir, por un intervalo. A continuación, se realizan cálculos con funciones específicas para obtener un resultado, también en forma de intervalo. No es necesario realizar simulaciones estocásticas ni establecer funciones de distribución.

Sin embargo, la aritmética de intervalos encierra desventajas importantes, ya que no tiene en cuenta las diferentes probabilidades de los valores incluidos en un intervalo. Cuando estiman subjetivamente un parámetro de sostenibilidad de un sistema ingenieril, los expertos consultados tienen una noción de sus posibles valores mínimos y máximos. También tienen una idea de su posible valor modal. Por otra parte, existen bases de datos para evaluar con cierta objetividad determinados parámetros de sostenibilidad, que permiten estimar valores máximos, mínimos o medios, entre otras posibilidades. La teoría de intervalos no tiene en cuenta las características completas de los conjuntos de datos reales incluidos en estas bases de datos.

Los métodos probabilistas basados en la simulación estocástica sí pueden hacerlo. Es difícil, o incluso imposible, que un proyectista sea preciso al hacer una estimación subjetiva de un parámetro de sostenibilidad afectado por la incertidumbre o la variabilidad. Sin embargo, con un mínimo de conocimientos y experiencia, puede estimar los valores clave de la distribución estadística de ese parámetro: para poder hacer una simulación en la cual ese parámetro tomase valores de una distribución triangular, bastaría con estimar los valores mínimo, máximo y modal.

Estos tres valores, y especialmente la moda, son precisamente los que suelen estar más claros en la mente de toda persona con experiencia en un campo determinado. La moda es el valor más fácil de memorizar porque, de forma acorde con el funcionamiento de nuestro cerebro, recordamos mejor algo que se repite mucho, y el valor que más se repite es la moda, o el rango modal de valores más frecuentes, que tienen la mayor probabilidad de que ocurran, y que suelen ser memorizados inconscientemente. Una de las mejores maneras de retener algo en la memoria, si no la mejor, es a través de la repetición, y más aún cuando se trata de experiencias reales.

Por otra parte, la simulación estocástica permite a propietarios, directores de proyecto, contratistas, usuarios, y otras partes interesadas, saber qué probabilidades hay de que sus sistemas de ingeniería alcancen el objetivo de sostenibilidad establecido en sus proyectos. La simulación también permite conocer con detalle las características de la incertidumbre. Ello permite conocer el riesgo que existe de no alcanzar dicho objetivo de sostenibilidad. Y ese conocimiento permite tomar decisiones para aumentar la probabilidad de éxito.

Existe otra alternativa a la simulación que, si bien se basa en la teoría de la probabilidad, en realidad constituye un método determinista. Se trata de evaluar usando valores esperados (medios) o más frecuentes (modales). Sin embargo, esto normalmente da lugar a problemas, que pueden ser muy importantes, y que han sido analizados por diversos autores (Williams 1996, Elmahgraby 2005; por ejemplo). Tal como sugieren dichos autores, el resultado final suele

ser el incumplimiento de los objetivos del proyecto. La recomendación general, cuando existe incertidumbre relevante, es usar métodos no deterministas (Chapman y Ward 2011).

Por tanto, parece claro que la simulación estocástica (Taha 2004, Liu 2008) es una opción adecuada para la evaluación no determinista de la sostenibilidad. No obstante, este tipo de simulación tiene variaciones (Halton 1970, Fox 1999, Jaeckel 2002, Glasserman 2003, Taha 2004, Robert y Casella 2005, Murray 2007, Nasmachnow 2008, Kroese y otros 2011, Zio 2012), incluidos los métodos tradicionales de Monte Carlo, Hipercubo Latino (Latin Hypercube) y Cuasi – Monte Carlo (Quasi – Monte Carlo). Estas variaciones tienen que ver con el tipo de muestreo utilizado (Jaeckel 2002): simple para Monte Carlo; estratificado para Hipercubo Latino; y cuasi-aleatorio, o de baja discrepancia, para Cuasi – Monte Carlo.

En el caso de modelos MIVES de evaluación de la sostenibilidad se puede optar por la técnica tradicional de Monte Carlo, principalmente por la gran cantidad de variables potencialmente aleatorias que intervienen en el índice de sostenibilidad, junto con el hecho de que los modelos no son de gran tamaño. La aplicación de otras técnicas (Keramat y Kielbasa 1997, Krykova, 2003) puede complicar bastante la programación del algoritmo de muestreo, sin una ventaja real en cuanto al tiempo de computación (del Caño et al. 2012). Con el método tradicional se puede alcanzar la convergencia en unos pocos segundos, empleando un número relativamente bajo de iteraciones (por ejemplo, entre 1.000 y 4.000, en algunos casos). En modelos de mayor tamaño, en los que el tiempo de computación podría ser importante, el muestreo estratificado (Hipercubo Latino) ayudará a reducir dicho tiempo. Por tanto, Hipercubo Latino es también un método recomendable para modelos MIVES de evaluación de la sostenibilidad.

Junto con esta serie de opciones, hay métodos en los que Monte Carlo se integra con otras técnicas probabilistas. Uno de ellos es el de cadenas de Markov (Chapman y Ward 2002, Taha 2004, Robert y Casella 2005, Kroese y otros 2011, Zio 2012). Este método se utiliza para resolver problemas que incluyen variables aleatorias discretas que pueden pasar por un número finito de estados a lo largo del tiempo. Las cadenas de Markov se aplican a la resolución de problemas en los cuales, en un momento dado, el estado de las variables del modelo sólo depende del estado anterior del sistema. Existe una versión de tiempo continuo de este método (*continuous-time Markov chain problems*). El método semi-Markov es similar al de cadenas de Markov, pero en este caso los tiempos transcurridos entre las diversas transiciones pueden ser variables aleatorias. Además, el tiempo transcurrido en cualquier estado, después de entrar en él, es una variable aleatoria representada por una densidad de probabilidad que depende tanto del estado actual como de los estados hacia los cuales se pueden producir transiciones. Esta técnica se ha utilizado, entre otras aplicaciones, para analizar el riesgo en la gestión de proyectos (Chapman 1979). Se considera que los métodos de cadenas de Markov y semi-Markov no son necesarios para los problemas tratados en esta Tesis. No obstante, en el futuro sería conveniente analizar su posible aplicación y las posibles ventajas de su utilización combinada con métodos como MIVES.

La última opción para analizar la incertidumbre en la evaluación de la sostenibilidad se basa en la matemática difusa. En un punto intermedio entre el análisis de intervalos y la simulación, la aritmética difusa evita las iteraciones de la simulación estocástica, y puede captar perfectamente el conocimiento y la experiencia de los expertos consultados. También permite utilizar la información de bases de datos sobre aspectos de la sostenibilidad. A diferencia de la aritmética de intervalos, y a pesar de no emplear conceptos probabilistas, la aritmética difusa tiene en cuenta la diferente probabilidad de cada uno de los valores incluidos en un intervalo. Como se verá en el Capítulo 5, esto se hace con conceptos muy diferentes al de probabilidad.

Para representar la incertidumbre se utilizan conjuntos difusos que pueden tener diferentes geometrías. Algunos de ellos tienen formas iguales o parecida a las de las distribuciones de probabilidad utilizadas en la simulación estocástica: triangulares, trapezoidales o con diversas geometrías curvas.

Los resultados obtenidos con la aritmética difusa son parecidos a los obtenidos con la simulación. La información que proporcionan esos resultados también es similar, siendo de utilidad para la toma de decisiones. Por lo tanto, este es otro método adecuado para el propósito que se trata aquí. En comparación con la simulación, tiene ventajas e inconvenientes específicos. Estos pros y contras se resumirán en el Capítulo 5.

La Figura 3.4 resume lo dicho en este epígrafe y lo conecta con lo referido en el epígrafe anterior, si bien sólo incluye las dos técnicas no deterministas que se emplean en esta Tesis.

3.6. RESUMEN.

A lo largo de este capítulo se han definido y analizado los principales problemas que, afectando a algunos parámetros de un modelo MIVES, pueden llevar a la necesidad de una evaluación no determinista. Estos problemas son:

- La incertidumbre, o falta de certeza sobre lo que puede suceder en el futuro, de forma que esos sucesos pueden provocar cambios en el valor que toma un parámetro.
- La variabilidad, en el sentido de que un parámetro, por las características inherentes al aspecto o fenómeno que representa o con el que está relacionado, no tome un valor constante, generando incertidumbre.
- La vaguedad, como imprecisión, indeterminación, o indefinición de una opinión o valoración, que genera incertidumbre.
- La ambigüedad, como definición no clara de una opinión o valoración, que puede entenderse de varios modos, o admitir distintas interpretaciones y dar, por consiguiente, motivo a dudas, confusión, o incertidumbre.
- La subjetividad, como origen de opiniones diferentes ante un mismo hecho, situación o condición, que genera incertidumbre.
- La falta de completitud de la información disponible para tomar decisiones, que genera incertidumbre.
- Las discrepancias de opinión, o disenso del parecer de otras personas, que pueden originarse por algunos de los anteriores problemas.
- La complejidad, como multiplicidad de elementos o componentes, e interrelaciones entre ellos, que genera incertidumbre y, debido a dichas interrelaciones, lleva a la necesidad de considerar correlaciones entre algunos de los parámetros.

Tras ello, se han abordado diversas técnicas de ayuda para identificar estos problemas, y para reducirlos, cuando ello sea posible.

- La incertidumbre puede reducirse, pero no anularse, salvo cuando termina el ciclo de vida del producto.
- La variabilidad no suele poder reducirse, por tratarse de algo inherente a la existencia de ese algo que tiene variabilidad.

- La vaguedad y la ambigüedad tienen consecuencias similares en el caso que nos ocupa, pueden llegar a anularse cuando se trata de parámetros cuantitativos, o a reducirse mucho cuando se trata de parámetros cualitativos.
- La subjetividad puede reducirse en casi todos los casos, e incluso anularse, pero solamente cuando se trata de parámetros cuantitativos estimados de forma objetiva.
- La falta de completitud de la información puede reducirse, aunque sólo sea por el paso del tiempo, pero no puede anularse, salvo cuando ya no hay decisiones que tomar, porque el ciclo de vida del producto ha terminado.
- Las discrepancias de opinión pueden reducirse, pero no siempre es posible anularlas, normalmente por existir incertidumbre, subjetividad, o por la habitual falta de completitud de la información.
- La complejidad, no puede reducirse, pero puede estudiarse y, de ese estudio, determinar el grado de correlación existente entre las distintas variables de un modelo.

Hay una amplia variedad de técnicas de identificación y reducción de la incertidumbre, la vaguedad, la ambigüedad, la subjetividad, la falta de completitud de la información y las discrepancias de opinión, que han quedado resumidas en la Figura 3.3.

Una vez que se hayan usado técnicas de reducción, puede haber cierta incertidumbre, vaguedad, ambigüedad o subjetividad remanentes y suficientemente importantes, además de la variabilidad, que no puede reducirse. Como resultado de lo anterior, puede haber discrepancias. En este caso debe recurrirse a una evaluación no determinista.

Con respecto a la afección, en este capítulo se han identificado los componentes de un modelo MIVES que se ven afectados por esos problemas.

- La complejidad, y en particular las correlaciones, junto con la variabilidad, pueden afectar a los indicadores de todo tipo.
- La incertidumbre y la falta de completitud de la información pueden afectar a dichos indicadores, y también a los pesos del árbol y a la geometría de las funciones de valor.
- Lo mismo sucede con la subjetividad y las discrepancias, salvo en lo relativo a indicadores cuantitativos estimados de forma objetiva, que no deben verse afectados por estos problemas.
- Finalmente, ambigüedad y vaguedad sólo suelen afectar a los indicadores cualitativos.

Finalmente, en cuanto a las principales formas de abordar una evaluación no determinista, en este capítulo se ha hecho una revisión rápida de los principales métodos para ello, habiéndose escogido dos técnicas, que serán las empleadas en esta Tesis, y que forman parte de los métodos MIVES probabilistas y difuso que serán abordados en los dos capítulos siguientes: la simulación tipo Monte Carlo, y la aritmética difusa.

CAPÍTULO 4.

MÉTODO MIVES PROBABILISTA GENERALIZADO

4.1. INTRODUCCIÓN.

En capítulos anteriores se ha introducido el método MIVES determinista. Por otro lado, ha quedado clara la necesidad de emplear técnicas no deterministas en la evaluación preliminar de la sostenibilidad, cuando los diversos problemas identificados en el capítulo anterior sean lo suficientemente importantes. En estos casos no se debe hacer una evaluación determinista (Williams 1996, Elmahgraby 2005, Chapman y Ward 2011).

Los problemas aludidos implican que puede haber una gran cantidad de escenarios futuros para las diferentes alternativas bajo estudio, cuya sostenibilidad se evalúa. Además, debido a la no linealidad de los modelos MIVES, no basta con analizar los escenarios óptimo, pésimo y modal, o medio, para cada una de esas opciones.

Usando métodos no deterministas los decisores tendrán una cantidad de información mucho mayor que con un modelo determinista. Esto les permitirá abordar decisiones complejas, por ejemplo, en casos en los cuales una u otra de esas alternativas bajo estudio se comportan mejor o peor, a efectos de sostenibilidad, dependiendo del escenario futuro de que se trate.

4.2. OBJETIVOS DE ESTE CAPÍTULO.

En el capítulo anterior se han identificado dos técnicas adecuadas para el tipo de modelos de esta Tesis: la simulación estocástica y la aritmética difusa. Este capítulo está relacionado con la primera de ellas.

Gómez (2012) y del Caño et al. (2012) han establecido métodos probabilistas para considerar la incertidumbre en los indicadores de modelos MIVES, pero no en los demás componentes de un modelo MIVES. Hasta donde ha sido posible saber, tampoco otros autores han entrado en ello.

Por otro lado, como parte de los trabajos de esta Tesis, el doctorando ha publicado (de la Cruz et al. 2015a, 2015b) acerca de la manera de incorporar la incertidumbre tanto en los indicadores como en los pesos del árbol y en la geometría de las funciones de valor, por medio de la simulación estocástica (de la Cruz et al. 2015a) y de la aritmética difusa (de la Cruz et al. 2015b). Estos trabajos, ampliados en su alcance, y que han servido de base para otros trabajos de este grupo de investigación (Cartelle et al. 2016), serán expuestos en este capítulo y en el siguiente.

El objetivo de este capítulo es resumir los trabajos que se han realizado en esta Tesis, en relación con la simulación estocástica (de la Cruz et al. 2015a), estableciendo generalizaciones para contemplar la incertidumbre en todos los componentes de un modelo MIVES: indicadores, pesos y funciones de valor.

Dicha generalización, que se ha llamado método MIVES probabilista, incorpora también la gestión de la variabilidad, ambigüedad, vaguedad, subjetividad y discrepancias de opinión en la evaluación de la sostenibilidad, que no habían sido introducidos en las publicaciones

mencionadas (de la Cruz et al. 2015a, de la Cruz et al. 2015b), y que pueden influir en dicha evaluación, como se ha comentado en el epígrafe anterior y en el Capítulo 3.

Es importante dejar claro que este capítulo se basa en los trabajos previos de la Tesis Doctoral de Diego Gómez López (2012) (reflejado, entre otras publicaciones, en del Caño et al. 2012), y supone una generalización de dichos trabajos, ampliándolos, para el uso de técnicas no deterministas en todos los componentes de modelos MIVES. Puesto que se trata de una generalización de un trabajo previo, para una mejor comprensión de las novedades que supone esta Tesis Doctoral, ha resultado necesario incluir aquí una parte de aquellos trabajos, resumida.

4.3. LA SIMULACIÓN ESTOCÁSTICA. EL MÉTODO DE MONTE CARLO.

Probablemente el método Monte Carlo (Johansen y Evers 2007, Kalos y Whitlock 2008) se remonta a la resolución del problema de probabilidad geométrica llamado Aguja de Buffon (Buffon 1733, 1777). Los estudios de Buffon dieron lugar a otras aplicaciones tempranas que no tienen que ver con el asunto de esta Tesis (por ejemplo, Laplace 1812). Laplace fue, probablemente, el primero en demostrar que, llevando a cabo un muestreo aleatorio suficientemente grande (ley de los grandes números; Quesada y García 1988), y asimilando la probabilidad de un evento a su frecuencia relativa, era posible obtener soluciones aproximadas para problemas deterministas (no probabilistas).

La primera aplicación moderna la realizaron varios investigadores del Laboratorio Nacional de Los Álamos (EE.UU.), con la ayuda del ordenador ENIAC (*Electronic Numerical Integrator And Computer*; Perera 1999, Jäckel y Platen 2010), para estimar el comportamiento de los neutrones en el material de fisión, como parte del Proyecto Manhattan (Eckhardt 1987, Metrópolis 1987) para desarrollar la primera bomba atómica. No pudiendo resolver las ecuaciones integro-diferenciales que gobiernan la fisión atómica, los científicos norteamericanos idearon un método de simulación estocástica para resolver el problema.

En 1948 Harris y Herman Kahn sistematizaron el método. Siguiendo de cerca sus pasos, Metrópolis y Ulam (1949) dieron al sistema su denominación actual, empleando el nombre del famoso casino de Mónaco. En los años siguientes estos autores perfeccionaron los sistemas de muestreo (Metropolis et al. 1953), abriendo una amplia variedad de posibilidades para la investigación científica.

Monte Carlo permite resolver problemas deterministas que no tienen que ver con lo tratado en esta Tesis, y también problemas con componentes claramente estocásticos. Pueden ser económico-financieros, para realizar estudios de mercado, evaluar proyectos de inversión, o analizar la financiación de proyectos (Chapman y Ward 2002, 2011, Sapag 2007, Jaekel 2002, Glasserman 2003, Contreras 2009, Saavedra e Ibarra, 2008). Otros posibles campos de aplicación son los análisis organizativos relacionados con la planificación estratégica empresarial (Grey 1995, Chapman y Ward 2002, 2011), y la gestión plazo y coste en la dirección de proyectos (Cooper y Chapman 1987, Grey 1995), entre otras muchas posibilidades.

Los métodos de simulación han constituido una de las bases de los métodos de optimización más avanzados. Algunos de los más modernos métodos de inteligencia artificial, como es el caso de los algoritmos genéticos, y otros métodos inspirados en la naturaleza, han surgido como desarrollos avanzados del método de Monte Carlo.

En general, Monte Carlo permite resolver problemas (Jiménez 1963, Kroese 2011) cuya solución analítica sería muy difícil, lenta, costosa o imposible de obtener de otras formas. Realizar operaciones con funciones de probabilidad es un problema matemático complejo. A veces no existe solución analítica a este tipo de problemas, como es el caso de esta Tesis, en la cual se usan operaciones matemáticas para las cuales no existen soluciones analíticas (como la potenciación).

La forma más común de abordar un problema de ingeniería es transformarlo en una serie de ecuaciones cuya resolución lleve a la solución del problema. Por el contrario, como ya se ha mencionado, la simulación estocástica se realiza repitiendo experimentos relacionados con el problema, con el fin de encontrar un resultado numérico aproximado para dichas ecuaciones.

Lo que se conoce como método de Monte Carlo, o simulación estocástica (Ripley 1987), abarca cualquier técnica numérica que emplee el muestreo iterativo con números aleatorios o pseudoaleatorios (Fishman 2003, Glasserman 2003, Kroese et al. 2011), para obtener soluciones aproximadas a un problema. En realidad, los algoritmos utilizados para este propósito, por medio del uso de aplicaciones informáticas, emplean Generadores de Números Pseudoaleatorios (GNP; *Pseudo-Random Number Generator*: PRNG). A pesar de ello, estas secuencias son difíciles de distinguir de un conjunto de números realmente aleatorios, que puede ser generado a través de dispositivos mecánicos. La dificultad es mayor si, como sucede con las actuales aplicaciones informáticas de simulación, en vez de realizar una simulación se realizan varias, cada una de ellas con una “semilla” diferente que el GNP emplea para generar tantas muestras como semillas. El uso conjunto de todas estas muestras reduce los patrones o sesgos de los GNP.

Durante la simulación se genera un número suficientemente elevado de valores aleatorios para cada uno de los parámetros probabilistas del modelo. En este caso se trata de un modelo MIVES para calcular el índice de sostenibilidad de un sistema ingenieril. Se genera, por tanto, una muestra del total de posibles valores que puede tomar cada parámetro probabilista de entrada al modelo. Esa muestra de valores sirve para estimar los correspondientes resultados de salida resultantes de aplicarles el modelo, generándose una muestra de resultados que tiene el mismo tamaño que la muestra de valores aleatorios de entrada. Tras ello se realiza un análisis estadístico de la muestra de resultados, y se genera la función de distribución del índice de sostenibilidad del sistema bajo estudio, junto con todos sus parámetros asociados (mínimo, máximo, media, moda, percentiles, desviación típica, etc.). El oportuno análisis de dicha función de distribución ayudará a la toma de decisiones o a la solución de problemas.

Como se ha indicado anteriormente, las soluciones obtenidas con la simulación se acercan cada vez más al resultado exacto del problema a medida que aumenta el número de iteraciones. Por tanto, es necesario determinar el número de iteraciones que producirá una solución suficientemente aproximada. Ese número será mayor cuanto más tamaño y complejidad tenga el modelo a simular; en particular, cuantas más operaciones haya que realizar para aplicar el modelo una sola vez. Y puede ser mayor o menor dependiendo de las técnicas de muestreo utilizadas en la simulación, y de los tipos de función de distribución empleados para las variables de entrada. Así, el número de iteraciones será menor con muestreo estratificado (Hipercubo Latino) que con muestreo simple (Monte Carlo). Y será menor cuanto mayor sencillez tengan las funciones de distribución de las variables de entrada. La de Bernoulli, que sólo puede tomar dos posibles valores, es la distribución discreta más sencilla. Menos sencilla es la discreta general, y menos lo será cuantos más posibles valores pueda tomar. La continua más sencilla es la uniforme, la triangular cerrada es bastante sencilla, un poco menos lo es la triangular abierta, y

las de menor sencillez son aquellas cuya función de densidad es una curva (normal o logarítmico-normal, entre otras). A su vez, las discretas son más sencillas que las continuas, con la salvedad de la homogénea.

Monte Carlo tiene velocidades de convergencia moderadas, aunque la velocidad apenas se ve afectada por el número de variables de entrada del modelo. Es un método útil y rápido para problemas en los que intervienen muchas variables. Tal es el caso del problema genérico que se presenta aquí, en el cual se pueden llegar a considerar probabilistas los indicadores, los pesos y la geometría de las funciones de valor, al margen de que algunos modelos pueden tener muchos indicadores.

Un aspecto importante de la simulación es que la función de distribución de cada variable de entrada se ajuste al comportamiento real de dicha variable. Como mínimo, las estimaciones realizadas para los parámetros clave deben ser realistas: por ejemplo, los valores máximo, mínimo y más frecuente (modal). Hay publicaciones que tratan sobre la elección de la función de distribución más adecuada para una determinada variable (Forbes et al. 2011, Law and Kelton, 2000, por ejemplo). No obstante, ninguna de ellas se ocupa de la selección de las funciones de distribución para el tema que aquí se trata.

4.4. EL MÉTODO MIVES PROBABILISTA

La incertidumbre, inherente a cualquier proyecto, dificulta la estimación del índice de sostenibilidad de un sistema de ingeniería. Lo mismo sucede con los demás problemas que se han resumido en el capítulo anterior. Todo ello dificulta la gestión del objetivo de sostenibilidad, haciendo menos probable que se alcance dicho objetivo. En un esfuerzo por resolver el problema, en esta Tesis se proponen dos métodos híbridos. El primero, reflejado en este capítulo, se basa en el método MIVES y en la simulación estocástica. A partir de aquí, se denominará MIVES probabilista (Figura 4.1). A continuación se incluye un conjunto de sub-epígrafes que resumen cada una de las fases de este método.

Además de la incertidumbre, en el capítulo anterior se han abordado los problemas causados por la variabilidad, la ambigüedad, la vaguedad, la subjetividad y la información incompleta. Puesto que todos ellos generan incertidumbre, a partir de ahora se usará el término incertidumbre de forma genérica, independientemente de cuál sea su causa. Y se usarán los términos específicos antedichos cuando sea necesario para mayor claridad de la exposición.

4.4.1. Fases A a G. Construir el modelo MIVES determinista, y analizar su sensibilidad.

Las fases A a G, incluidas en la Figura 4.1 y previamente abordadas en el Capítulo 2, son comunes a los métodos MIVES determinista y probabilista. Es claro que lo primero que hay que hacer es disponer de un modelo MIVES de base. Esto incluye las fases A, B, C, D1 y D2 de MIVES determinista, que se incorporan al método MIVES probabilista con los mismos nombres de fase.

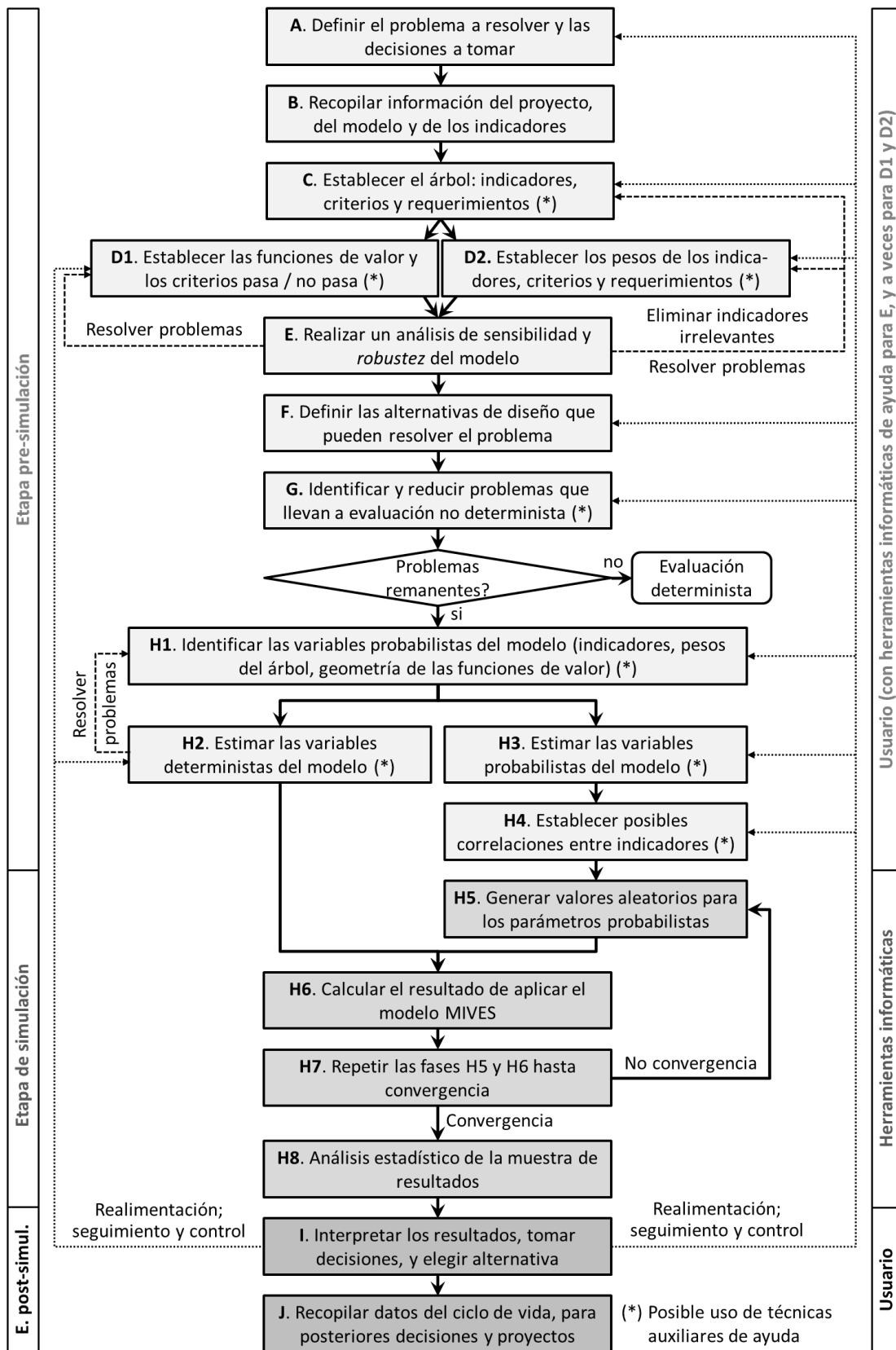


Figura 4.1. Diagrama básico de flujo del método MIVES probabilista.

Además, como parte de la información de ayuda en la toma de decisiones acerca de qué indicadores convendría tratar de forma probabilista, también debe llevarse a cabo la Fase E de MIVES, que implica realizar un análisis de sensibilidad del modelo ante cambios en los indicadores, y de su robustez ante cambios en los pesos del árbol y, si ha lugar, en la geometría de las funciones de valor. Los indicadores que tengan mayor influencia en la evaluación serán susceptibles de convertirse en variables probabilistas, si estuviesen afectados por incertidumbre significativa. Por el contrario, incluso cuando esto último suceda con otros indicadores, merecerá la pena que sigan siendo deterministas aquellos que no tengan influencia relevante sobre los resultados de aplicar el modelo, al margen de la posibilidad de que sean eliminados del mismo, cosa que pertenece al propio método MIVES determinista.

También debe abordarse la Fase F de MIVES, para definir las alternativas de diseño que pueden resolver el problema. Al igual que en el método MIVES determinista, los resultados de la Fase F sirven de ayuda en la Fase G, subsiguiente, que también es común a las evaluaciones deterministas y probabilistas, y cuyo propósito es identificar y reducir posibles problemas que lleven a la necesidad de una evaluación no determinista. Algunos de estos problemas se habrán reducido por el mero hecho de usar el método MIVES. Así, establecer los pesos del árbol y las funciones de valor evita vaguedad y ambigüedad. Aun así, puede quedar una parte remanente de todos estos problemas, y este es el momento de usar las técnicas de reducción que se han visto en el capítulo anterior. Se remite al lector a dicho capítulo.

Como mínimo, el resultado de la Fase G será una situación de menor incertidumbre y subjetividad que a su comienzo, con más información para la toma de decisiones, y con menos discrepancias de opinión, mientras que la vaguedad y la ambigüedad deberían haber sido eliminadas o, si siguen existiendo, deberían ser muy reducidas.

Si la Fase G es suficientemente exitosa no hará falta una evaluación no determinista, y si no lo es, y hay incertidumbre o subjetividad remanentes, o sigue habiendo discrepancias de opinión, habrá que optar por una evaluación no determinista, cosa que habrá que hacer, en todo caso, si existen indicadores con variabilidad importante.

4.4.2. Fase H1. Identificación de las variables probabilistas del modelo.

En ese caso se pasará a la Fase H1, cuya misión es elegir las variables del modelo que se van a considerar probabilistas. Esto puede hacerse tanto con los indicadores, como con los pesos del árbol, como con la geometría de las formas de funciones de valor.

Recordemos que una variable probabilista lo será cuando en el futuro puede tomar valores suficientemente diferentes del valor esperado, o del más frecuente (modal). Esa diferencia puede ser a favor o en contra del cumplimiento del objetivo de sostenibilidad del proyecto, y estará producida por incertidumbres que pueden ser oportunidades y riesgos para dicho cumplimiento.

Así pues, un primer paso importante en esta fase es la identificación de oportunidades y riesgos que podrían dar lugar a diferencias significativas en el valor que puede tomar cada indicador de sostenibilidad con respecto al previsto o modal. Existen diferentes métodos de ayuda para dicha identificación (Chapman 1998, 2001, del Caño y de la Cruz 2002, Bartlett et al. 2004, Hillson y Simon 2007, Maytorena et al. 2007, Chapman y Ward 2011, Project Management Institute 2017).

En particular, se puede recurrir al uso de documentos del proyecto; del análisis de hipótesis y restricciones asumidas; y de experiencias pasadas, sea preguntando a expertos o consultando, si existiesen, bases de datos históricas, o listas de chequeo de identificación directa, en la forma de listados de oportunidades y riesgos de proyectos anteriores.

En cuanto a la participación de expertos, ésta puede ser de forma individual, mediante entrevistas o tormenta de ideas personal, o bien en grupo, empleando el método Delphi o las técnicas de grupos nominales o tormenta de ideas grupal.

Otra técnica de utilidad, de la cual no se había hablado en los capítulos anteriores, es el análisis DAFO (Debilidades, Amenazas, Fortalezas, Oportunidades). Procede de la planificación estratégica corporativa, y puede aplicarse a la identificación de oportunidades y amenazas de un proyecto, a lo largo de su ciclo de vida, y también del ciclo de vida del producto. Con ella se examina el proyecto desde cada una de esas cuatro perspectivas (Debilidades, Amenazas, Fortalezas, Oportunidades). Se comienza identificando las fortalezas y debilidades del proyecto y de la organización que los lleva a cabo. Luego se identifican las oportunidades y amenazas para el proyecto, tanto las causadas, respectivamente, por dichas fortalezas y debilidades, como las originadas por el entorno que rodea a la organización. El análisis DAFO también estudia hasta qué punto las fortalezas de la organización y del proyecto podrían contrarrestar las amenazas identificadas, y analiza si las debilidades podrían dificultar el aprovechamiento de las oportunidades.

La Figura 4.2 recoge el uso, en esta fase, de todas las técnicas que se han comentado.

	Identificación indicadores	Estructuración del árbol	Establecer pesos del árbol	Establecer funciones de valor	Establecer filtros pasa / no pasa	Estimar los indicadores	Identificación correlaciones	Identificación problemas (1)	Reducción problemas (2)	Identif. variables probabilistas	Estimación parámetros modelo
Análisis de documentos del proyecto	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Análisis de hipótesis y restricciones asumidas								I Vr		•	•
Tablas de reducción de la vaguedad, ambigüedad y subjetividad									A Vg S		
Experiencias pasadas	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Opiniones de expertos	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Entrevistas	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Grupos nominales	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Tormenta de ideas	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Método Delphi	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
Análisis DAFO (Debilidades-Amenazas-Fortalezas-Oportunidades)										•	
Uso de listados de oportunidades y riesgos											•
Análisis de ciclo de vida (ambiental, social, económico).						•					•
Desagregación sucesiva							•	•	•		
Análisis de sensibilidad									D	•	
Notas:											
1. Problemas que llevan a la necesidad de usar métodos no deterministas para evaluar la sostenibilidad.											
2. Resolución de dichos problemas, a excepción de la variabilidad.											
Legenda: A: Ambigüedad D: Discrepancias I: Incertidumbre S: Subjetividad Vg: Vaguedad Vr: Variabilidad											

Figura 4.2. Principales técnicas de ayuda para el método MIVES, métodos para identificar y reducir los problemas que llevan a la necesidad del uso de métodos no deterministas, y técnicas de ayuda en la identificación y estimación de variables probabilistas.

Como resultado del proceso de identificación de oportunidades y amenazas, habrá que definir claramente sus tres componentes esenciales: (1) sus causas; (2) la incertidumbre que podría llevar a mejores o peores valores de los indicadores, con respecto a los esperados o modales; y (3) las consecuencias de cada oportunidad o riesgo sobre el objetivo de sostenibilidad del proyecto. Sólo se deberán tener en cuenta las oportunidades y amenazas que importan; es decir, las que verdaderamente puede influir en dicho objetivo de forma importante.

Por lo demás, para determinar si es oportuno que un indicador influyente sea probabilista, es recomendable estimar, aunque sea de manera grosera, los valores mínimo y máximo que podría tomar dicho indicador para todas las alternativas que se están comparando. Esto puede hacerse con la ayuda de técnicas de apoyo ya vistas con anterioridad. Si no hubiese tiempo de realizar esta estimación, puede bastar con decidir si la potencial variación en los valores que puede tomar la variable sería importante. Con respecto al resto de variables, un análisis completo de sensibilidad y robustez, previamente realizado, será el que aporte información de utilidad para decidir si los pesos y funciones de valor deben considerarse probabilistas.

Como se ha anticipado, algunas variables tienen una mayor influencia que otras sobre los resultados del modelo. Por otro lado, siempre hay parámetros del modelo que tienen más variabilidad que otros, mayor grado de incertidumbre, o encierran mayor subjetividad. También, tal como se ha dicho antes, puede haber discrepancias a la hora de evaluar indicadores. Vaguedad, y ambigüedad dejan de existir para pesos y funciones de valor, una vez se ha construido el modelo. Si acaso, puede quedar vaguedad o ambigüedad, aminorada, asociada a la forma de valorar los indicadores cualitativos.

Se recomienda tratar como probabilistas solamente aquellos parámetros que se vean suficientemente afectados por estos problemas, siempre y cuando dichas variables tengan influencia relevante sobre el modelo. Una adecuada elección de las variables probabilistas, siguiendo este principio, simplificará la aplicación del método, reduciendo el tiempo de estimaciones y de cálculo. Y todo ello, sin poner en peligro la validez de los resultados de la simulación. Esto es tanto más cierto cuanto mayor es el modelo.

Los modelos MIVES para evaluación de la sostenibilidad pueden estar compuestos por más de 100 e incluso 300 variables, incluyendo indicadores, pesos y parámetros de forma de las funciones de valor.

Como se vio en capítulos anteriores, un análisis de sensibilidad del modelo MIVES determinista servirá para identificar los indicadores críticos, que serán candidatos claros a ser tratados de forma probabilista, si fuese relevante su incertidumbre o su variabilidad. Los indicadores que no influyan mucho en los resultados de aplicar el modelo se deben tratar como deterministas. Los indicadores cuya influencia sea intermedia serán considerados como probabilistas si estuviesen afectados por incertidumbre o variabilidad importante.

Se puede dar el caso de que un indicador no sea lo suficientemente influyente en el modelo y que, sin embargo, sí esté muy afectado por la incertidumbre. Por ejemplo, supongamos que:

- El indicador solo produce variaciones en el tercer decimal del índice de sostenibilidad, cuando este se mide entre 0 y 1.
- Que una de las alternativas a comparar puede tomar valores en un rango de valores, mínimo y máximo, de forma que el máximo es del orden de 1000 veces el mínimo.
- Y que, a pesar de ello, el índice de sostenibilidad resultante de usar esos valores mínimo y máximo es casi el mismo.

- En otras palabras, es un indicador escasamente influyente, pero muy afectado por la incertidumbre.

No tiene sentido tratar este indicador de forma probabilista. Sin embargo, alguien puede considerar interesante tratarlo como tal con fines informativos, para que otras personas se den cuenta del rango de valores que pueden tomar las alternativas para dicho indicador. Debe tenerse en cuenta que esto complica innecesariamente las cosas, y no es recomendable.

Por su parte, pesos y funciones de valor serán considerados como probabilistas cuando haya suficiente incertidumbre, o bien discrepancias, normalmente causadas por la subjetividad remanente.

4.4.3. Fases H2 y H3. Estimación de los parámetros del modelo.

Una vez completada la Fase H1, el siguiente paso es estimar los valores de las variables deterministas (Fase H2) y probabilistas del modelo (funciones de distribución; Fase H3). A fin de hacer una estimación objetiva de la probabilidad, lo mejor que puede pasar es que se disponga de bases de datos históricas para ello.

Cuando esto no sea posible, para ambos tipos de variable existe la opción de realizar un análisis de ciclo de vida (ACV) ambiental informatizado, definiendo todos los procesos a analizar, identificando todas las entradas a ellos, así como sus salidas, y recurriendo a software (GaBi, SimaPro, entre otros) y bases de datos (Ecoinvent, GaBi, entre otras) comerciales que permitan realizar el ACV. Datos del inventario (y, por tanto, los resultados) son valores medios para un determinado país. Algunas de estas aplicaciones y bases de datos (como es el caso de GaBi) permiten también estimar indicadores sociales de generación de empleo y siniestralidad. Desafortunadamente, no existen bases de datos comerciales aplicables al caso de esta Tesis. Por otro lado, no siempre las bases de datos aportan información probabilista. Algunas, aun siendo de calidad, sólo ofrecen valores medios para un determinado país. Esto permite generar funciones de probabilidad si se considera un alcance geográfico mayor al de un país (un continente o todo el mundo), y aun así dichas funciones no necesariamente llegan a los extremos que se pueden dar en la realidad.

También se puede recurrir al uso de documentos del proyecto, y a datos extraídos de documentos diversos de Internet, de fabricantes de equipos, de administraciones públicas o de organizaciones empresariales, entre otras posibilidades, para luego sintetizar y usar la información recopilada.

Otra posibilidad es realizar estimaciones subjetivas, utilizando la opinión de profesionales con conocimientos y experiencia adecuados. Inevitablemente, una parte de las variables del modelo tendrá que ser estimada usando opiniones de expertos en cada materia. La participación de estas personas puede ser de forma individual, mediante entrevistas o tormenta de ideas, o bien en grupo, empleando el método Delphi o las técnicas de grupos nominales o tormenta de ideas.

Una forma de ayuda para que estos profesionales estimen los tres valores clave de una distribución consiste en usar el listado de oportunidades y riesgos generado en la fase anterior. En particular, para estimar el valor modal de un indicador se pedirá a los profesionales participantes que aporten la estimación que, en su experiencia, es la más habitual. Por su parte, para estimar el valor óptimo de un indicador, se mostrará a los expertos el conjunto de oportunidades, compatibles entre sí, que puedan afectar a ese indicador, y se les pedirá una

estimación del valor del indicador, si todas esas oportunidades ocurriesen. Puede que ellos digan que es muy improbable que eso ocurra, pero precisamente eso es lo que sucede con los valores extremos de una función de distribución: su probabilidad de ocurrencia es mínima. De la misma forma, finalmente, para estimar el valor pésimo del indicador, se mostrará a los expertos el conjunto de riesgos, compatibles entre sí, que puedan afectar a ese indicador, y se les pedirá una estimación del valor del indicador, si todas esas amenazas ocurriesen.

Consecuencia de todo lo dicho hasta ahora, es de utilidad el recurso a experiencias pasadas, sea consultando bases de datos históricas, como se comentó al principio de este epígrafe, como preguntando a expertos, tal como se acaba de referir.

Por último, y al igual que en la fase anterior, el análisis de hipótesis y restricciones asumidas no sólo permite identificar variables probabilistas, sino que sirve de ayuda en su estimación.

La Figura 4.2 recoge las posibilidades de uso de técnicas de ayuda en esta fase.

En otro orden de cosas, y hablando en general, para casi cualquier tipo de proyecto, no existen bases de datos que abarquen el conjunto completo de indicadores de sostenibilidad que pueden evaluarse con este tipo de modelos. Tampoco hay ninguna base de datos relacionada con las ponderaciones y las funciones de valor.

Por consiguiente, para variables probabilistas continuas de las cuales sólo sea posible estimar sus valores mínimos, máximos y más frecuentes, sea de forma objetiva o subjetiva, se recomiendan distribuciones triangulares abiertas y cerradas (Williams 1992; Figura 4.3). Son fáciles de manejar para el usuario, porque sólo implican la estimación de valores extremos y modales. También son fáciles de comprender. Además, estas distribuciones pueden configurarse como asimétricas. Esta es una característica necesaria en este caso porque, en materia de sostenibilidad, con frecuencia, las distancias entre la moda y los dos extremos de la distribución son diferentes.

Además, se recomiendan las distribuciones triangulares abiertas (*trigen*; Figura 4.3; Hillson y Simon 2007) cuando los expertos pueden cometer pequeños errores al estimar los valores extremos. Esto puede dejar, por ejemplo, una probabilidad del 1 al 10% de estar por debajo del valor mínimo, o de exceder el máximo. Cuando los expertos están suficientemente seguros de sus estimaciones extremas pueden utilizarse distribuciones triangulares cerradas, que encierran el 100% de probabilidad entre dichos valores (Figura 4.3).

En el caso de variables continuas con probabilidad similar para todos sus potenciales valores, pueden utilizarse distribuciones uniformes (Figura 4.3). Esto puede ser una solución, en casos concretos, para algunos pesos de árboles o los parámetros de algunas funciones de valor.

Por su parte, para variables discretas con dos posibles valores se utilizará la función de Bernoulli (Figura 4.4), y para variables discretas con más de dos potenciales valores se empleará la función discreta general (Figura 4.3).

En particular, por ejemplo, si hay discrepancias a la hora de establecer los pesos del árbol, o la geometría de las funciones de valor, se pueden usar funciones de distribución discretas. Así, si hay dos posiciones claras en dicha discrepancia, se puede usar una función de Bernoulli (Figura 4.4) para cada una de dichas opiniones. Y si hay más de dos opiniones divergentes, una función discreta general (Figura 4.3). La probabilidad asignada a cada opinión será la misma (Figura 4.4, izquierda) cuando sean similares los conocimientos y experiencia de las personas que intervienen en el establecimiento de pesos y funciones de valor. En otro caso (Figura 4.4,

derecha) las probabilidades serán tanto mayores cuanto mayor sea la preparación de las personas que apoyan una determinada opinión.

Debe tenerse en cuenta que puede haber bases de datos que contengan suficiente información para establecer otros tipos de distribución, para algún indicador. Se pueden utilizar programas informáticos comerciales o diseñados a medida para establecer funciones de distribución que se ajusten a datos históricos.

No debería ser un problema si las funciones de distribución estimadas subjetivamente, o de forma aproximada utilizando un pequeño conjunto de valores clave objetivos, resultan tener una geometría que no se ajusta perfectamente a la distribución real. Si las estimaciones de los parámetros clave (máximo, mínimo y moda) son fiables, es mejor emplear estas distribuciones. Además, un modelo probabilista refleja mejor la realidad, y su complejidad, que cualquier modelo determinista. No debe haber duda, por tanto, y siempre que la incertidumbre sea relevante, deben usarse métodos no deterministas (Chapman y Ward 2011).

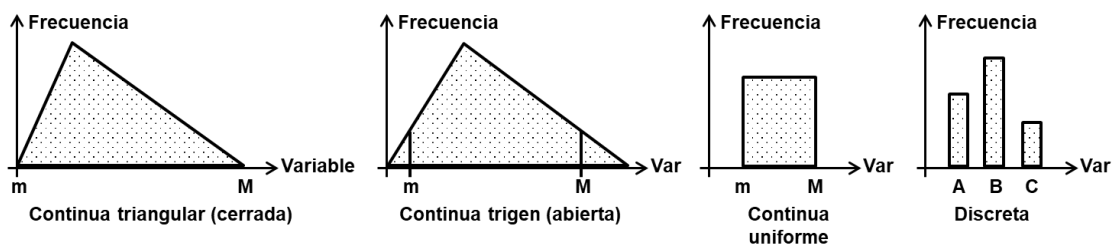


Figura 4.3. Ejemplos de funciones de distribución para indicadores.

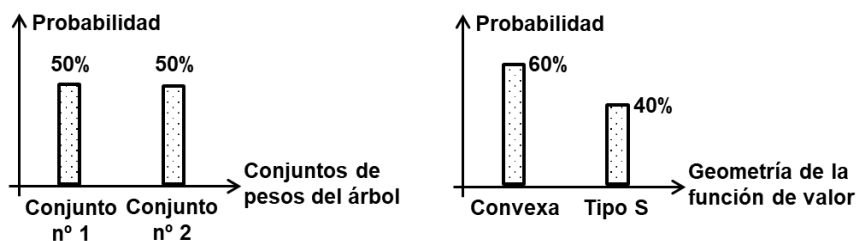


Figura 4.4. Ejemplos de funciones de distribución de Bernoulli para el conjunto de los pesos de un árbol, y para la geometría de una función de valor.

4.4.4. Fase H4. Establecer posibles correlaciones entre indicadores.

En el Capítulo 4, al hablar de la Fase E del método MIVES, se dejó claro que, en ocasiones, cambios de valor de un indicador pueden afectar el valor que toman otros indicadores.

Si, tal como se explicó en aquel capítulo, el análisis de sensibilidad de la Fase E se realiza de la forma más simple, solamente en base a los pesos absolutos de los indicadores, no se habrá realizado una tarea de identificación de posibles correlaciones entre indicadores. La Fase H4 es el momento para ello, ya que esto debe hacerse antes de la simulación, para que el modelo probabilista a simular incluya dichas correlaciones.

Si el análisis de sensibilidad de la Fase E ya incluyó una identificación de correlaciones entre indicadores, esta fase queda reducida a su mera comprobación, y a la estimación de los coeficientes de correlación entre indicadores.

En cuanto a técnicas auxiliares para esta fase, son las mismas que se han visto en los dos capítulos anteriores.

4.4.5. Fases H5 a H7. Simulación.

Después de estimar el valor que pueden tomar las variables del modelo, y de definir las posibles correlaciones, la siguiente etapa es la simulación, que abarca las fases H5 a H7. En la Fase H5 se generará un valor pseudoaleatorio para cada variable probabilista, de acuerdo con las funciones de distribución previamente definidas para cada una de ellas. Para ello se utilizará un Generador de Números Pseudoaleatorios (GNP; *Pseudo-Random Number Generator*: PRNG). Este tipo de herramientas generan números de acuerdo con una distribución uniforme $U[0,1]$. La mayoría de las herramientas de programación incluyen una función GNP. También lo hacen herramientas informáticas más sencillas, como Microsoft Excel.

Para generar números pseudoaleatorios ajustados a distribuciones de probabilidad diferentes de la uniforme, resulta necesario utilizar técnicas complementarias que sirven para transformar las distribuciones uniformes. Los métodos más comunes son el de inversión, también llamado método de transformación inversa, y el de aceptación-rechazo (Ríos y otros 1997, Fishman 2003, Glasserman 2003, Robert y Casella 2005).

El primero de ellos es el más empleado, siendo aplicable al caso de esta Tesis. Se basa en lo siguiente. Sea Na_i es el número pseudoaleatorio generado por el GNP, de acuerdo con una distribución uniforme $U[0,1]$. Supongamos que x es una variable cuya función de distribución es diferente de $U[0,1]$; por ejemplo, triangular. Sea $f(x)$ la función triangular de densidad de x , y $F(x)$ su curva de probabilidad acumulada, que tiene forma de S. Se asume que el número pseudoaleatorio Na_i que se ha generado representa la probabilidad acumulada de la variable x para un valor $x = X_i$. Es decir: Probabilidad ($x \leq X_i$) = $F(X_i) = Na_i$. Luego se invierte la función correspondiente a la curva de probabilidad acumulada, $F(x)$, y se obtiene el valor numérico de X_i evaluando la función inversa de la curva de probabilidad acumulada para Na_i , $F^{-1}(Na_i)$. En otras palabras: $X_i = F^{-1}(Na_i)$.

Explicado por medio de la Figura 4.5, primero se genera el número aleatorio Na_i , en $U [0, 1]$, usando el GPN del ordenador. En la Figura 4.5 se representa el caso en que $Na_i = 0,75$. Como se conoce la geometría de la curva de probabilidad acumulada, $F(x)$, con arreglo a la cual se va a realizar la simulación de la variable de que se trata, se lleva $Na_i = 0,75$ al eje de ordenadas de

$F(x)$, y se corta horizontalmente dicha curva en $F(X_i) = Na_i = 0,75$, tal como se muestra en la Figura 4.5. Tras ello, se baja verticalmente desde ese punto de corte hasta el eje abscisas, obteniéndose un valor pseudoaleatorio que, en el caso de la Figura 4.5, es $X_i = 32,72$. Este valor sigue una función de probabilidad acumulada $F(x)$. Es decir, si se genera un número N suficientemente grande de valores pseudoaleatorios Na_i (con $i = 1 \rightarrow N$), con función de distribución $U[0, 1]$, y mediante el método aquí referido se convierten todos ellos en valores X_i (con $i = 1 \rightarrow N$), éstos últimos se ajustarán a una curva de probabilidad acumulada $F(x)$.

Este método es aplicable siempre y cuando las distribuciones de probabilidad con las que se quiera trabajar tengan una curva de probabilidad acumulada $F(x)$ continua y que pueda ser invertida.

Por ejemplo, si sus valores mínimo, modal y máximo son a , b y c , para $a \leq x \leq b$ la función de distribución triangular (Figura 4.3) adopta la fórmula siguiente:

$$f(x) = \frac{2 \cdot (x - a)}{[(c - a) \cdot (b - a)]} \quad [4.1]$$

teniendo esta otra expresión para $b \leq x \leq c$:

$$f(x) = \frac{2 \cdot (c - x)}{[(c - a) \cdot (c - b)]} \quad [4.2]$$

A su vez (Figura 4.5), si llamamos $F(x)$ a la curva de probabilidad acumulada de $f(x)$, $F(x)$ valdrá cero si $x < a$, y valdrá 1 si $x \geq c$; y si $a \leq x \leq b$, o $b \leq x \leq c$, entonces $F(x)$ tomará las expresiones de las ecuaciones 4.3 y 4.4, respectivamente. $F(x)$ es una función continua, y se puede invertir.

$$F(x) = \frac{(x - a)^2}{[(c - a) \cdot (b - a)]} \quad [4.3]$$

$$F(x) = 1 - \frac{(c - x)^2}{[(c - a) \cdot (c - b)]} \quad [4.4]$$

Esto es algo que no sucede con las distribuciones de Bernoulli (discreta con $n = 2$ posibles valores) y general discreta (con $n > 2$), que no cumplen el requisito de continuidad. Sin embargo, el problema se resuelve convirtiendo las correspondientes curvas de probabilidad acumuladas discretas en curvas continuas con geometría escalonada, que pueden ser invertidas. Para ello sólo se necesita asociar a cada posible resultado de las variables discretas un intervalo numérico continuo proporcional a su probabilidad de ocurrencia (Figura 4.6). Con todo ello, el método puede aplicarse a estas funciones.

Volviendo al proceso computacional, la simulación comienza cuando se genera un valor pseudoaleatorio para cada variable probabilista del modelo, en la Fase H5. Tras ello, tomando dichos valores, junto con los valores deterministas resultantes de la Fase H2, en la Fase H6 se aplica el modelo MIVES previamente creado y se obtiene un primer posible valor futuro del índice de sostenibilidad (IS) de la alternativa bajo estudio. La Fase H7 consiste en realizar iteraciones, repitiendo las fases H5 y H6 tantas veces como sea necesario para obtener un conjunto representativo de posibles valores futuros del IS.

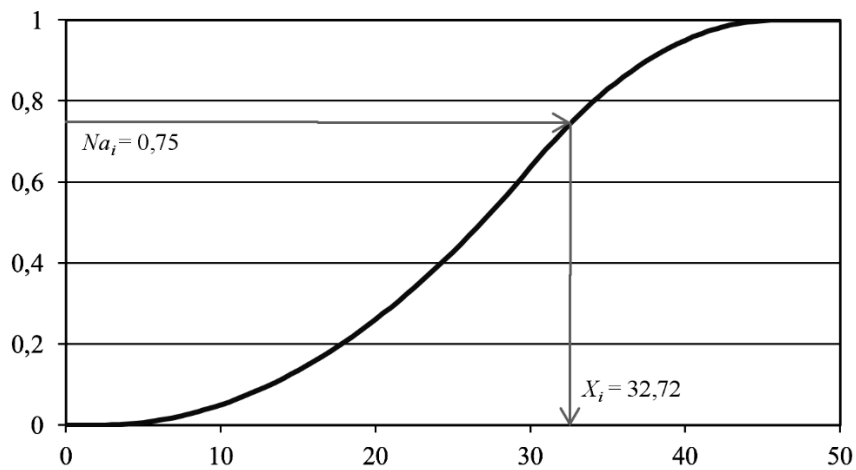


Figura 4.5. Método de inversión aplicado a una variable continua (Gómez 2012).

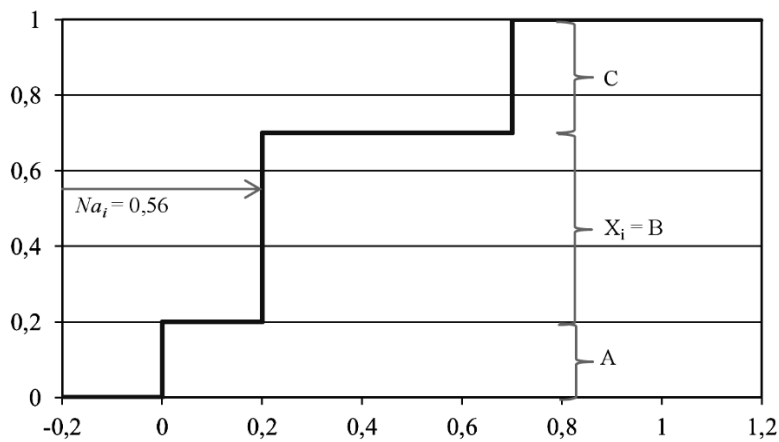


Figura 4.6. Método de inversión aplicado a una variable discreta con tres valores potenciales (A, B, C) y $P(A)=20\%$, $P(B)=50\%$ y $P(C)=30\%$ (Gómez 2012).

Hay que tener en cuenta que podría haber alguna correlación entre los indicadores del modelo. Se dice que existe una correlación entre dos variables cuando, al cambiar el valor de una de las variables, también cambia el de la otra variable, o puede hacerlo para ciertos valores de la primera variable. La correlación puede ser directa o inversa. Es directa cuando, al aumentar el valor de una variable, también aumenta el valor de la otra. Es inversa cuando sucede lo contrario: al aumentar el valor de una variable, disminuye el de la otra. En otro orden de cosas, puede haber una correlación múltiple, entre más de dos variables.

Si varias variables tienen correlación entre ellas y el modelo no la incluye, la simulación produce resultados inadecuados. Todas las variables tomarán valores de forma pseudoaleatoria. En muchas de las iteraciones las variables correlacionadas, que tendrían que aumentar o disminuir su valor en proporciones parecidas, no lo harán. Por tanto, habrá diferencias, que pueden ser importantes, entre los resultados obtenidos y lo que luego suceda en la realidad. Dicho de otro modo: cuando dos o más variables correlacionadas tomen valores incompatibles con su correlación, el resultado obtenido en esa iteración no podrá darse en la realidad.

Se recomienda que, si existe algún tipo de correlación entre las variables del modelo, esta correlación sea cubierta de manera analítica por dicho modelo. Un ejemplo de ello es la elasticidad de la demanda, y sus correspondientes fórmulas, a utilizar en la simulación de un estudio de viabilidad económico financiero de un proyecto, cuando uno de los indicadores de sostenibilidad es la rentabilidad.

Por el contrario, cuando las correlaciones no se conocen de manera analítica, Monte Carlo hace posible que se contemplen (Fishman 2003). Hay varias maneras de hacer esto. Una de las más comunes es la llamada "correlación entre muestras". En esta técnica se define la correlación entre dos variables por medio de un coeficiente que toma valores entre +1 y -1. Además, el eje de abscisas de la curva de probabilidad acumulada se divide en varios tramos. Por ejemplo, supongamos que se divide en cinco tramos, que denominaremos de probabilidad muy baja, baja, media, alta y muy alta. Si todos esos tramos tienen la misma longitud, entonces abarcarán, respectivamente, de 0% a 20%, de 20% a 40%, de 40% a 60%, de 60% a 80%, y de 80% al 100% de probabilidad acumulada. Cada vez que se genere un número pseudoaleatorio para una variable, éste caerá en uno de estos cinco tramos de su función de distribución.

Supongamos que el valor del coeficiente de correlación es uno, y que el número pseudoaleatorio de la primera variable resulta ser 0,15 (15%). Como esta cifra cae dentro del tramo de probabilidad muy baja (0-20%), el número pseudoaleatorio de la variable correlacionada se generará en esta misma zona, manteniendo cierta aleatoriedad. Es decir, se generará un número pseudoaleatorio entre 0 y 0,2 (0-20%), y no entre 0 y 1 (0-100%). De esta forma se reproduce una correlación directa entre ambas variables. De la misma forma se hará cuando el primer número pseudoaleatorio cae en otro tramo.

Si la correlación es inversa se usa un coeficiente de correlación -1, realizándose un proceso inverso al anterior. Es decir, si el número pseudoaleatorio de la primera variable cae en el primer tramo (probabilidad muy baja), el número pseudoaleatorio de la segunda variable se generará en el quinto tramo (probabilidad muy alta).

Aunque es frecuente usar solamente los dos coeficientes de correlación extremos que se han referido (+1 y -1), también pueden utilizarse valores intermedios, salvo el cero: un coeficiente de correlación nulo implica que no existe correlación (aunque no implica que no haya independencia). Pues bien, cuando se usan coeficientes de correlación diferentes de +1, -1 y 0, la correlación se establece en términos de probabilidad. Es decir, por ejemplo, si el coeficiente de correlación es +0,7, la probabilidad de que una variable afecte a la otra no es del 100%, sino del 70%. En otras palabras, de cada 100 iteraciones, en 70 de ellas los dos números pseudoaleatorios estarán contenidos en el mismo tramo, y en las restantes 30 iteraciones el segundo número pseudoaleatorio se generará en el resto del eje de abscisas de la curva de probabilidad acumulada.

La Fase H7 terminará cuando se haya alcanzado la convergencia (Fishman 2003, Robert y Casella 2005) de los resultados. Hay dos formas distintas de determinar si se ha alcanzado este objetivo.

La primera, que se realiza antes de la simulación, y que ha caído en desuso, consiste en estimar estadísticamente un número fijo de iteraciones que garantiza la convergencia con un alto grado de confianza.

Una segunda posibilidad, más práctica, consiste en estudiar la convergencia real de los resultados durante la simulación. Cada cierto número de iteraciones (100, por ejemplo) se calculan algunos estimadores estadísticos de los resultados obtenidos hasta ese momento. Normalmente se calcula la media y la varianza de los valores generados hasta el momento, aunque pueden emplearse otros estimadores.

La simulación se interrumpe automáticamente cuando los resultados alcanzan la convergencia. En otras palabras, cuando se ha comprobado que la simulación de escenarios adicionales, es decir, el incremento del número de iteraciones, contrastado en varios controles sucesivos, produce variaciones despreciables en los estimadores, por debajo de un valor de tolerancia fijada previamente por el usuario o por el programador (Figura 4.7).

Llevando esto a la práctica, supongamos que el usuario o el programador deciden realizar controles de la media y la varianza cada 100 iteraciones, e interrumpir la simulación cuando la desviación o error sea menor del 1% durante tres controles sucesivos. En este caso la aplicación informática realizará las 100 primeras iteraciones, generando 100 conjuntos de valores pseudoaleatorios, con los cuales se calcularán 100 valores del Índice de Sostenibilidad (IS). Calculará la media y la varianza de estos 100 primeros IS. Realizará otras 100 iteraciones y calculará la media y la varianza de los 200 IS calculados hasta el momento. Comparará la media y la varianza actuales con las anteriores. Realizará otras 100 iteraciones y calculará la media y la varianza de los 300 IS calculados hasta el momento. Comparará la media y la varianza actuales con las que había calculado al terminar las 200 primeras iteraciones. Y así sucesivamente hasta que, en tres controles consecutivos, la media y la varianza actuales tengan una diferencia menor del 1% con respecto a las que se habían calculado 100 iteraciones antes.

Esta forma de operar permite minimizar el número de iteraciones, ya que la simulación se interrumpe cuando se cumplen los criterios de convergencia previamente establecidos.

De todas formas, puede suceder que el tiempo para alcanzar la convergencia no resulte práctico, por ser excesivo. Esto puede deberse a errores de programación o a criterios de convergencia demasiado exigentes. Cuando esto ocurre, la simulación se alarga mucho, e incluso podría suceder que funcionase indefinidamente, sin llegar nunca a la convergencia. Estos problemas se solucionan fijando un número máximo de iteraciones (Figura 4.7), suficientemente generoso, al cabo del cual la simulación se detendrá en todo caso, se hayan cumplido, o no, los criterios de convergencia establecidos.

Pasando a otro asunto, existen formas específicas de considerar la incertidumbre en los diferentes parámetros de un modelo MIVES. La primera es la que afecta a los indicadores, para los cuales se emplearán las oportunas funciones de distribución, junto con los oportunos coeficientes de correlación, todo ello ya comentado con anterioridad.

Por otra parte, cuando se construye la función de valor de un indicador, pueden aparecer discrepancias en cuanto a la geometría de esa función. Una opción es definir dos o más funciones de valor para ese indicador, en la Fase H3. A continuación se asigna una probabilidad específica a cada una de esas funciones, construyéndose con ello una función de distribución discreta. Y ahora, en las fases H5 a H7, esa función se utilizará durante el proceso de simulación.

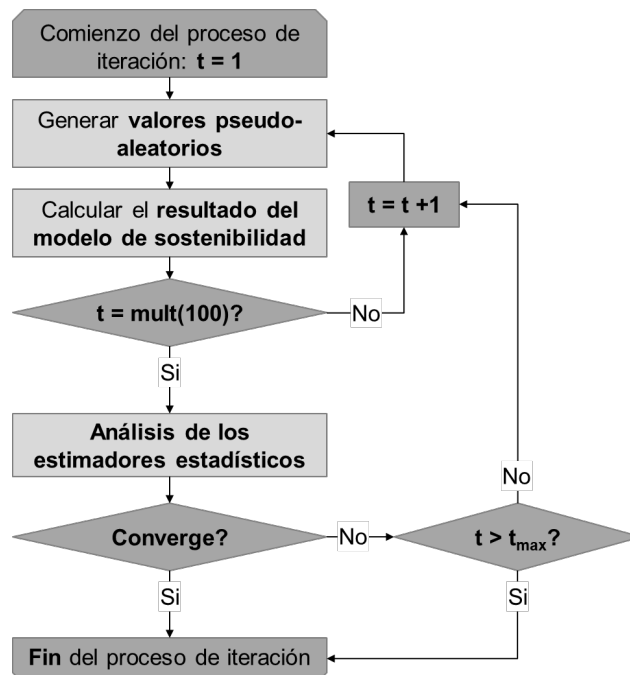


Figura 4.7. Diagrama de flujo del proceso de análisis de la convergencia.

Otra alternativa sería establecer funciones de distribución continuas para los tres parámetros que permiten definir la geometría de una función de valor (véase el Capítulo 2). De esta manera, la simulación generará un amplio rango de funciones de valor.

En la primera opción se tienen en cuenta las opiniones de los distintos expertos, cada una con su respectiva probabilidad. En la segunda también se consideran posibles escenarios intermedios a dichas opiniones.

Aparentemente la segunda opción es más completa y podría pensarse que es preferible, pero hay que tener mucho cuidado con ella porque, tras experimentar con esta forma de operar, se observa que durante la simulación se pueden generar funciones de valor con geometría bastante diferente a la deseada por los distintos expertos. Todo ello sin tener en cuenta la mayor complejidad de esta alternativa, que genera un elevado número de variables probabilistas.

En consecuencia, cuando exista subjetividad y discrepancias a la hora de establecer las funciones de distribución, se recomienda recurrir a la primera de las dos opciones que se acaban de resumir. Por supuesto, no es necesario que todas las funciones de valor se consideren probabilistas; solamente aquellas que sean motivo de discrepancia.

Por su parte, también puede existir incertidumbre y subjetividad que afecten (Banuelas y Antony 2004) a los pesos de los indicadores (γ_i), criterios (β_i) y requerimientos (α_i), pudiendo haber discrepancias entre los distintos evaluadores.

En este caso, para establecer los pesos se puede utilizar, primeramente, un Proceso Analítico Jerárquico convencional (AHP) con cada experto. Si ello no resuelve las discrepancias existentes entre ellos, se puede realizar un tratamiento probabilista, solamente para los pesos que sean motivo de discrepancia. Esto se puede hacer de varias formas.

La primera consiste en establecer, para los pesos acerca de los cuales haya discrepancias, dos o más conjuntos de pesos, asociando una determinada probabilidad a cada conjunto. De esta forma se construye una función de distribución discreta, que se empleará durante la simulación. Como se verá más adelante, esto evita las complicaciones que aparecen al usar distribuciones continuas. Esta alternativa es la de menor complejidad y la que genera menos problemas. Por lo tanto, es la recomendada para la mayoría de las ocasiones.

Como se anticipaba, también se pueden usar distribuciones continuas. Lo primero que se le puede ocurrir a uno es que los pesos tomen valores incluidos, por ejemplo, dentro de una distribución uniforme o triangular.

El problema viene de que, como siempre, en un ramal con pesos probabilistas (α_i , β_i o γ_i), todos ellos deben sumar 100% ($\sum \gamma_i = \sum \beta_i = \sum \alpha_i = 100\%$). Para ello, una alternativa es que un peso tome valores que dependan del valor que tomen los restantes pesos del ramal. Por ejemplo, si hay un criterio compuesto por cuatro indicadores cuyos pesos son probabilistas, y se han definido las distribuciones para los tres primeros, debe ser $\gamma_4 = 100\% - (\gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3)$. Y aquí surge el problema. Por corto que sea el rango de las distribuciones de los pesos γ_1 a γ_3 , existe la posibilidad de que sea $\gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 > 100\%$.

Alguien puede pensar en que γ_4 tenga su propia función de distribución, siendo ahora γ_4 independiente de los otros tres pesos. De nuevo surge un problema con la misma causa ya que, en cada iteración de la simulación, lo normal es que los cuatro pesos no sumen 100% ($\sum \gamma_i \neq 100\%$). Por lo tanto, sería necesario realizar una operación de normalización. Tras calcularse los cuatro pesos γ_i , usando las correspondientes funciones de distribución, se definirían cuatro nuevos pesos γ_i^N , que cumpliesen que $\sum \gamma_i^N = 100\%$.

Cuando en ese ramal existe algún peso sobre el cual no hay discusión, esta normalización debe hacerse de otra forma, excluyendo los pesos fijados de forma determinista. Es decir, tomando de nuevo el ejemplo del ramal con cuatro indicadores, si el primero de ellos se fija en 25% ($\gamma_1 = 25\%$), de forma determinista, entonces la normalización de los otros tres pesos deberá hacerse de tal manera que $\gamma_1^N = \gamma_1 = 25\%$ y $\gamma_2^N + \gamma_3^N + \gamma_4^N = 75\%$.

Otra opción es establecer una correlación entre los pesos. En este caso entra en juego el método de correlación entre muestras antes mencionado. Con dicho método se podría establecer una correlación inversa, de forma que, cuando unos pesos suban, otros bajen. Sin embargo, esto no garantiza que $\sum \gamma_i = 100\%$. De nuevo, se necesita un posterior proceso de normalización.

Aun así, la normalización no soluciona bien el problema, porque puede llevar a que un peso tome valores fuera de la función de distribución que se estableció para él. Es decir, si se establece una función de distribución f_{γ_i} para un peso γ_i , de forma que los extremos de la distribución f_{γ_i} son $\gamma_{i,\min}$ y $\gamma_{i,\max}$ podría ocurrir que sea $\gamma_i^N < \gamma_{i,\min}$, o bien que sea $\gamma_i^N > \gamma_{i,\max}$.

En estos casos se puede usar un subproceso que haga esta comprobación, y deseche todos los conjuntos de pesos que incurran en este problema, y siga probando hasta encontrar un peso γ_i que cumpla que $\gamma_i^N \geq \gamma_{i,\min}$ y que $\gamma_i^N \leq \gamma_{i,\max}$. Esto supone que casi siempre se va a entrar en un bucle para solucionar este problema, alargando el tiempo de computación.

Los problemas comentados comienzan cuando hay tres pesos probabilistas. No debería tardarse mucho tiempo en encontrar tres pesos que cumplan lo establecido por las funciones de distribución continuas de cada peso, pero el problema se acentúa conforme el número de pesos probabilistas crece por encima de tres, y tanto más cuanto más aumente dicha cifra.

Por tanto, lo recomendable es usar la primera opción, con distribuciones discretas conteniendo las propuestas de los diferentes expertos, salvo que el ramal sólo tenga dos pesos probabilistas. En este caso no hay problema alguno: si sólo hay dos pesos en el ramal, en cada iteración se generará un peso γ_1 pseudoaleatorio, y el otro peso será $\gamma_2 = 100\% - \gamma_1$. De nuevo, si en dicho ramal hay pesos deterministas, el segundo de dichos pesos probabilistas se calculará de otra forma. Por ejemplo, si hay cuatro pesos en el ramal, siendo $\gamma_3 = 20\%$ y $\gamma_4 = 25\%$ ($\gamma_3 + \gamma_4 = 45\%$), entonces se generará un γ_1 pseudoaleatorio, y el segundo peso será $\gamma_2 = 45\% - \gamma_1$.

Por otra parte, las posibles discrepancias entre expertos se pueden resolver por medio de un proceso de AHP probabilista, en la Fase H3 (Saaty y Vargas 1987, Van den Honert 1998, Stam y Duarte Silva 1997, Hahn 2003, Banuelas y Antony 2004, Manassero y otros 2004, Bojórquez y otros 2005, Lukas 2011).

Resumidamente, con este método se establecen funciones de distribución para cada a_{ij} de la matriz de decisión A. Los valores clave (mínimo, máximo, modal) para esas distribuciones se establecen de acuerdo con las opiniones de los expertos. Diferentes autores (Banuelas y Antony 2004, Manassero et al. 2004, entre otros) sugieren utilizar diversas distribuciones, incluidas las uniformes y las triangulares.

El siguiente paso es aplicar Monte Carlo para calcular los diversos conjuntos de pesos a emplear. Tras ello, mediante inferencia estadística, se analiza el grado de estabilidad del ranking de pesos del ramal. Es decir, hasta qué punto, habiendo cambios en los pesos, su orden de importancia no cambia. Se obtienen intervalos de confianza y probabilidades de que haya cambios en el orden de importancia de los indicadores y de las alternativas de diseño que se están comparando. Estas probabilidades dan idea de la estabilidad del ranking comparativo de las alternativas de diseño. Si la probabilidad de cambio de orden entre dos alternativas es baja, el ranking es estable.

De lo contrario, el orden de dicho ranking es inestable. Esto permite identificar los indicadores críticos a efectos de la evaluación. Tras ello se empleará un esfuerzo adicional en analizar más a fondo esos indicadores, sus sistemas de medición, y su importancia. El objetivo es resolver la inestabilidad, si fuese posible. El ranking final puede ser establecido en base a la probabilidad de que una alternativa tenga más peso que otra con un nivel de significación α (Rosenbloom 1997). Los rankings de pesos probabilistas pueden establecerse con la ayuda de un análisis de la varianza (*ANalysis Of Variance*: ANOVA; Banuelas y Antony 2004). Se pueden realizar análisis adicionales estudiando el error cuadrático medio (*Mean-Squared Deviation*: MSD; Banuelas y Antony 2004). En las referencias aludidas se pueden encontrar más detalles sobre este método, así como posibles alternativas a algunas de sus características.

Este método es más eficiente, sólido y riguroso que los dos anteriores, para abordar la incertidumbre en los pesos. Comienza a aplicarse desde el momento en que se hacen las comparaciones por pares. Otro aspecto positivo es que tiene en cuenta muchos aspectos no incluidos en los dos métodos anteriores. Sin embargo, es mucho más complejo que el AHP convencional. También implica una mayor cantidad de trabajo, en general, y especialmente con respecto al primer método aquí propuesto. Por un lado, es necesario estimar y utilizar un número mucho mayor de funciones de distribución, estableciendo una para cada componente

de la matriz A situado por encima de la diagonal principal. La diferencia es enorme con respecto a establecer una sola función de distribución discreta con los conjuntos de pesos de los expertos en la materia. También hay mucha diferencia con respecto al potencial uso de funciones de distribución continuas, antes comentado.

Por otro lado, se debe realizar un número de cálculos mucho mayor, aplicando técnicas adicionales, además de AHP. Estas incluyen ANOVA, MSD y otras. Por último, los expertos que participan en el proceso deben tener conocimientos específicos de estadística, cosa que no es necesaria en un AHP convencional, ni tampoco cuando se usa el primero de los métodos aquí propuestos para tratar los pesos de forma no determinista. En opinión de los autores, el AHP probabilista sólo es recomendable en caso de problemas complejos de gran relevancia.

4.4.6. Fase H8. Análisis estadístico de la muestra de resultados.

Una vez realizada la simulación, y siendo N el número de iteraciones realizadas, el usuario obtiene una muestra de N posibles Índices de Sostenibilidad (IS), que debe ser suficientemente representativa. La Fase H8 consiste en realizar un análisis estadístico de dicha muestra. Esto implica calcular sus parámetros estadísticos esenciales (máximo, mínimo, moda, media, desviación típica, percentiles), así como el histograma de frecuencias (Figura 4.8) y, lo que es más importante y de mayor utilidad, la curva de probabilidad acumulada para la función de distribución del IS (Figura 4.8). Esto se puede hacer tanto para los resultados de conjunto como para los parciales, ambiental, social, económico y técnico.

Un parámetro conservador para la toma de decisiones es un percentil que se encuentre entre el 80% y el 90%. Es decir, aquel que tiene una probabilidad del 80-90% de cumplirse, en el futuro.

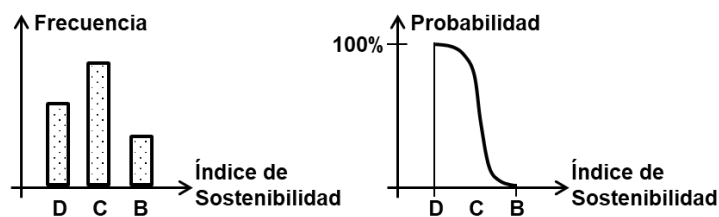


Figura 4.8. Resultados de la simulación: histograma de frecuencias y curva de probabilidad acumulada para el potencial índice de sostenibilidad del sistema ingenieril evaluado, usando niveles de sostenibilidad (A, B, C, etc.).

Si se desea un análisis más completo, además de las curvas aludidas se pueden utilizar tablas detalladas de resultados con los diferentes parámetros estadísticos de los anteriores antes aludidos (máximo, mínimo, moda, media, desviación típica, percentiles). Otra idea es elaborar gráficas con este tipo de resultados.

4.4.7. Fase I. Interpretar los resultados, tomar decisiones, y elegir alternativa.

En la Fase I, que de nuevo toma el mismo nombre de fase que en el método determinista, el usuario debe interpretar los resultados del análisis estadístico generados en la fase anterior, y tomar las decisiones necesarias sobre la configuración o el diseño del sistema.

Con los resultados obtenidos en la fase anterior se conoce, entre otros aspectos, el valor más probable (la moda) del índice de sostenibilidad (IS), los potenciales valores óptimo y pésimo que puede tomar, el nivel de incertidumbre existente acerca de dicho índice (desviación típica y rango, o diferencia entre los valores óptimo y pésimo), o la probabilidad de que el sistema alcance un IS determinado. La moda puede verse también en el histograma de frecuencias. Así, en la Figura 4.8, en la cual se usan niveles de sostenibilidad ya comentados en el Capítulo 2, en el histograma de frecuencias (figura de la izquierda) se observa que el nivel de probabilidad más probable es el C, y en la curva de probabilidad acumulada (figura de la derecha), no relacionada con el histograma de la izquierda, se observa que la probabilidad de obtener un nivel D es del 100%, que la de obtener un nivel B es del orden del 80%. Recordemos, no obstante, que es mejor usar cifras numéricas que niveles de este tipo.

En cuanto al establecimiento del objetivo de sostenibilidad del proyecto, hay que optar por cifras prudentes, del orden del 80-90% de probabilidad, mientras que hay que comunicar al equipo de proyecto cifras más optimistas, del orden de la media o la mediana (percentil del 50%, o percentil 50). Así, por ejemplo, Chapman y Ward (2011) recomiendan, de forma genérica, cuando no exista nada en contra de ello, usar el percentil 80 para cifras a las cuales el director de proyecto o la empresa cliente tenga que comprometerse, y cifras entre los percentiles 10 y 50 para lo que se establece que el equipo de proyecto debe cumplir, siendo la diferencia entre ambas cifras el margen o reserva para contingencias, es decir, para los riesgos que pueden afectar al objetivo de sostenibilidad. Consideramos que proponer un percentil 10 a un equipo de trabajo puede llevar a un ambiente de trabajo demasiado tenso y, por tanto, es mejor acercarse al percentil 50.

En otro orden de cosas, debe tenerse en cuenta que la incertidumbre es dinámica, y cambiará durante los ciclos de vida del proyecto y del producto. Dependiendo del proyecto, del sistema de ingeniería de que se trate y, sobre todo, del momento en que se realiza la evaluación, una variable puede pasar de tener un alto grado de incertidumbre, a tener poca, muy poca, o a no tenerla, adoptando un valor numérico concreto, fijo. También es posible que una variable que parecía cierta (no sometida a incertidumbre) se vea afectada por cambios que den lugar a incertidumbre. En general, pueden aparecer nuevas incertidumbres que representen oportunidades o amenazas para la sostenibilidad del proyecto. Por consiguiente, las posibilidades de cumplir el objetivo de sostenibilidad irán evolucionando con el tiempo. Esto implica la necesidad de volver atrás a fases anteriores, por razones de realimentación, seguimiento y control.

Así, para gestionar adecuadamente el objetivo de sostenibilidad del proyecto, el analista deberá realizar simulaciones en diferentes momentos del proyecto y del ciclo de vida del producto, realimentando el modelo con la nueva información disponible y con las nuevas medidas adoptadas.

Puede suceder que se descubran nuevas correlaciones entre variables, o que las correlaciones previamente identificadas no se comportan como se esperaba, haciéndose necesario cambiar su coeficiente de correlación, volviendo a la Fase H4. También que determinados indicadores deterministas o probabilistas cambien de valor, y haya que volver a las fases H2 o H3. Como se

ha anticipado, si desaparecen algunas incertidumbres o aparecen otras nuevas, habrá que volver a la Fase H1.

También puede observarse, al analizar los resultados de la simulación, que la desviación típica del índice de sostenibilidad es demasiado elevada, denotando que la incertidumbre es excesiva. En este caso habrá que volver a la Fase G, para reducir la incertidumbre, por ejemplo, mediante una estimación más precisa de los indicadores. En una situación inversa, en momentos avanzados del ciclo de vida del producto y, en todo caso, al final del mismo, en que la incertidumbre general haya disminuido mucho, o incluso haya desaparecido, habrá que volver a dicha Fase G para, si fuese oportuno, dejar los cálculos probabilistas y pasar a los meramente deterministas.

Y, al igual que en el caso de una evaluación determinista, pueden darse otras situaciones, recogidas en el epígrafe de la Fase I del método determinista, en el Capítulo 2, que lleven a la necesidad de volver a las fases F, D1, D2, C o A. Se remite al lector a dicho capítulo para más información al respecto.

En consecuencia, todas las fases del método deberían repetirse periódicamente a lo largo del ciclo de vida del proyecto y del producto, y también siempre que se produzcan modificaciones importantes. Así, el usuario tendrá a mano información completa y útil para gestionar el objetivo de sostenibilidad a lo largo de todo el ciclo de vida del proyecto y el producto. Es decir, al igual que sucede con la evaluación determinista, el método MIVES probabilista supone un proceso iterativo.

4.4.8. Fase J. Recopilar datos del ciclo de vida, para posteriores decisiones y proyectos.

Al igual que en una evaluación determinista, la fase final (Fase J) es crucial. Los datos reales a lo largo del ciclo de vida, y los datos finales, serán recopilados para producir bases de datos históricas. Esto permitirá, en el futuro, perfeccionar el modelo y estimar sus variables de manera más efectiva. Sólo la capacidad de aprender a lo largo del tiempo permitirá mejorar la calidad de las evaluaciones y, en general, del proceso de gestión del proyecto.

Hay que tener en cuenta que, una vez que se disponga de bases de datos con suficientes detalles, puede ser necesario utilizar funciones de distribución diferentes de las que aquí se proponen, si ello permite ajustarse mejor a la realidad, siempre y cuando el uso de nuevas funciones de distribución, con el trabajo adicional que ello supone, merezca la pena, por conseguirse un proceso más eficaz de gestión del objetivo de sostenibilidad.

4.5. RESUMEN.

En el Capítulo 2 se abordó el método generalizado MIVES determinista, explicándose el método, sus ventajas e inconvenientes, y su utilidad.

En este capítulo, tomando también como base todo lo referido en el Capítulo 3, se ha resumido el método generalizado MIVES probabilista, basado en la simulación estocástica, que resuelve los principales problemas del método determinista, de una forma relativamente sencilla. La utilidad de este método va más allá de la del MIVES determinista, porque permite saber, en cada

momento, hasta qué punto es posible alcanzar el objetivo de sostenibilidad previamente establecido y, en función de ello tomar decisiones para asegurarse su cumplimiento o superación.

Conceptualmente, MIVES probabilista puede ser comprendido por proyectistas y partes interesadas con unos mínimos conocimientos de estadística, que pueden ser explicados al profano en pocas horas. Puede aplicarse de una manera relativamente sencilla, mediante el uso de complementos a hojas de cálculo electrónicas para realizar simulaciones tipo Monte Carlo. Todavía más cómodo resulta el uso de herramientas informáticas específicas. El lector puede encontrar en UPC (2020) una herramienta informática MIVES probabilista, genérica y gratuita, que puede aplicarse a cualquier tipo de modelo de sostenibilidad.

En el siguiente capítulo se presentará un método diferente, también para realizar evaluaciones no deterministas, basado en el método MIVES y en la aritmética difusa. Además, se compararán ambos métodos y se darán recomendaciones para su utilización.

CAPÍTULO 5.

MÉTODO MIVES DIFUSO GENERALIZADO. COMPARACIÓN CON EL MÉTODO MIVES PROBABILISTA.

5.1. INTRODUCCIÓN.

En el Capítulo 2 se ha presentado el método MIVES determinista generalizado, que sirve para integrar, en un único índice de sostenibilidad global, los diversos indicadores de sostenibilidad ambiental, social y económica. En adelante se llamará MIVES a este método.

MIVES no permite considerar la incertidumbre que podría afectar a las variables de los modelos de evaluación de la sostenibilidad, ni la posible subjetividad que puede haber a la hora de establecer las funciones de valor o los pesos de los indicadores, ni el resto de problemas abordados en el Capítulo 3.

Para solucionar estos problemas se ha presentado, en el Capítulo 4, el método MIVES probabilista generalizado. Como alternativa a dicho método probabilista, en este capítulo se presenta el método MIVES difuso generalizado, basado en MIVES y en la aritmética difusa.

Los conjuntos difusos, también llamados borrosos (en inglés, *fuzzy sets*), se concibieron como una extensión de los conjuntos convencionales, no difusos (en inglés, *crisp sets*), para construir modelos que pudieran reflejar la imprecisión o la vaguedad de muchos conceptos humanos. La teoría de conjuntos difusos puede aplicarse para resolver una amplia gama de problemas. Fue propuesta por Lotfi Zadeh (1965), como un posible enfoque para hacer frente a la incertidumbre. Los conjuntos difusos condujeron al desarrollo de la lógica difusa, así como de la teoría de la posibilidad, para hacer frente a formas de incertidumbre que son inherentemente de naturaleza no estadística.

La teoría de la probabilidad se basa en los principios del azar. Como se ha visto en el Capítulo 3, hay características específicas de la incertidumbre que no están relacionadas con el azar (Dubois y Prade 1988). Sin embargo, algunos aspectos de los problemas de incertidumbre sí que están relacionados con él. Podrían desarrollarse métodos híbridos para tratar cada parte de la incertidumbre con la técnica que ha sido específicamente concebida para ella, pero, en realidad, tanto la simulación estocástica como la aritmética difusa pueden aplicarse para resolver la gran mayoría de los problemas abordados en el Capítulo 3 (incertidumbre, variabilidad, subjetividad, vaguedad, etc.). Ambas tienen ventajas y desventajas, que serán resumidas al final de este capítulo.

Hay abundantes publicaciones que tratan sobre conjuntos difusos y su aplicación al análisis y el control de procesos y de sistemas físicos, así como a la toma de decisiones (Zadeh et al. 1975, Dubois y Prade 1980, 2000, Kaufmann y Gupta 1985, 1991, Juang 1988, Zimmermann 1991, Cox 1994, Wadia-Fascetti y Smith 1996, Almeida Ribeiro 1999, Gil-Aluja 2010 y Ross 2010, por ejemplo).

En cuanto al tratamiento de la incertidumbre en el campo de la dirección de proyectos, los conjuntos difusos se han empleado para la selección de los proyectos, en su análisis económico-financiero, en la estimación y control del plazo y los costes de proyectos, en la selección de contratistas y en el análisis de oportunidades y riesgos (Zadeh et al. 1975, Nguyen 1985,

Kaufmann y Gupta 1985, 1991, del Caño 1992, Kangari y Boyer 1987, Kangari y Leland 1989, Pham y Valliappan 1993, Carr y Tah 2001, Singh y Tiong 2005, Li et al. 2007, Gil-Aluja 2010, Abbasianjahromi y Rajaie 2012, entre otros).

Con la simulación estocástica se obtiene la función de distribución del índice global de sostenibilidad, y de sus índices parciales ambiental, social, económico y, en su caso, técnico. De manera parecida, el método difuso aquí presentado se basa en la utilización de conjuntos difusos para establecer modelos que reflejen la incertidumbre de los parámetros empleados en el cálculo, así como el resto de problemas abordados en el Capítulo 3 (variabilidad, subjetividad, vaguedad, etc.). Tras ello, la aritmética difusa se usa para calcular los conjuntos difusos que representan dicho índice de sostenibilidad global, y sus correspondientes sub-índices.

Como parte de los trabajos de esta Tesis, el doctorando ha publicado ya acerca de la manera de incorporar la incertidumbre en modelos MIVES por medio de la aritmética difusa (de la Cruz et al. 2015b). Aquel trabajo, que fue de utilidad en otra publicación de este grupo de investigación, ajena a esta Tesis (del Caño et al. 2016), ha sido ampliado en su alcance, y se expone aquí.

5.2. OBJETIVOS DE ESTE CAPÍTULO.

El primer objetivo de este capítulo es explicar los aspectos teóricos de la aritmética difusa que resultan necesarios para abordar el método aquí propuesto. El segundo es resumir el método MIVES difuso generalizado. El tercer y último objetivo es comparar los métodos MIVES probabilista y difuso, resumiendo sus ventajas y desventajas, y estableciendo recomendaciones en cuanto a su aplicación.

El lector debe tener en cuenta que éste capítulo y los anteriormente referidos están íntimamente relacionados. Para tener una clara comprensión del presente capítulo, es necesario haber asimilado los anteriores.

5.3. ARITMÉTICA DIFUSA.

5.3.1. Fundamentos de la teoría de conjuntos difusos.

5.3.1.1. Introducción.

En los conjuntos convencionales, no difusos (*crisp sets*), un elemento x sólo puede tener dos valores de pertenencia (*membership*): $\mu(x)=1$ si pertenece al conjunto, y $\mu(x)=0$, si no pertenece a él. Este es el caso del conjunto de emisiones de CO_2 que toman valores entre 0 y 2 toneladas, reflejado en la parte izquierda de la Figura 5.1.

Un caso particular del conjunto convencional, no difuso, es el que contiene un solo elemento. Este tipo de conjunto puede ser representado por un conjunto difuso llamado *singleton*. Este término no ha sido traducido al español, y se empleará siempre en inglés. En el caso de los números no difusos en la recta real R , un *singleton* sólo toma el valor del número correspondiente, con un valor de pertenencia de $\mu(x)=1$. Este es el caso del conjunto de emisiones de CO_2 igual a 1 tonelada, que se incluye en la parte central de la Figura 5.1.

Por el contrario, la función de pertenencia de un elemento a un conjunto difuso (*fuzzy set*) puede tomar cualquier valor entre 0 y 1. Es decir: $\mu(x) \in [0, 1]$. Así, potenciales rangos de emisiones de CO₂ “bajas”, “medias” o “altas”, pueden definirse por medio de tres conjuntos difusos. Por ejemplo, en la parte derecha de la Figura 5.1 se incluye una propuesta de conjunto difuso triangular para un posible rango “medio” de emisiones de CO₂, con valores entre 0,5 y 1,5 toneladas, para una determinada unidad funcional, con un valor de pertenencia máximo ($\mu(x)=1$) para emisiones de 1 tonelada de CO₂ por unidad funcional.

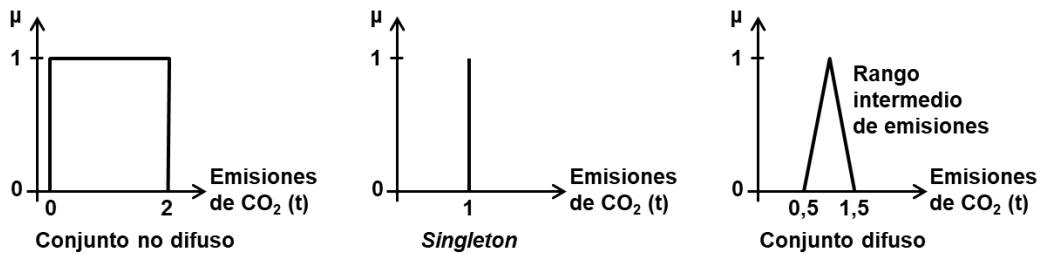


Figura 5.1. Ejemplos de conjunto convencional (no difuso), singleton y conjunto difuso.

Siendo U un conjunto universal, un subconjunto difuso A de U se define por su función de pertenencia $\mu_A: U \rightarrow [0, 1]$, asignándose a cada elemento $x \in U$ un número real $\mu_A(x)$ en el intervalo $[0, 1]$, donde el valor de $\mu_A(x)$ es el grado de pertenencia de x a A . Esto también puede expresarse de esta forma: $A = \{(x, \mu_A(x)): x \in U, \mu_A(x) \in [0, 1]\}$.

Por el contrario, para un conjunto convencional, $\mu_A(x)=1$ si $x \in A$, y $\mu_A(x)=0$ si $x \notin A$.

Existen algunos aspectos en los cuales hay ciertas similitudes entre los conjuntos convencionales y los difusos. Así, por ejemplo, dos de las operaciones básicas que se pueden realizar con los conjuntos difusos son la unión (\cup) y la intersección (\cap), que son similares a las de los conjuntos convencionales. La Figura 5.2 muestra los diagramas de Venn para estas dos operaciones difusas. Las fórmulas para la unión e intersección de dos conjuntos difusos A y B definidos en un universo X , son las siguientes:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad [5.1]$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad [5.2]$$

5.3.1.2. Alfa-corte de un conjunto difuso, y conceptos relacionados.

Hay aspectos concretos de los conjuntos difusos que son esenciales para el asunto que aquí se aborda. Este es el caso de los alfa-cortes, que constituyen la herramienta clave de la aritmética difusa y del método aquí presentado.

Dados un conjunto difuso A en U , y cualquier número real $\alpha \in [0, 1]$, un alfa-corte de A es el conjunto no difuso ${}^\alpha A = \{x \in U: \mu_A(x) = \alpha\}$. En la Figura 5.3 se muestra un conjunto difuso triangular X que refleja las posibles distancias x que puede ser necesario recorrer para un determinado

servicio de transporte en el sector de la construcción, así como sus alfa-cortes para $\alpha=0$, $\alpha=0,5$ y $\alpha=1$ que son, respectivamente: ${}^0X = [15;75]$ km, ${}^{0,5}X = [25;55]$ km, ${}^1X = [35;35]$ km.

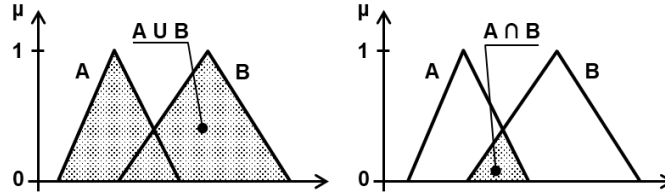


Figura 5.2. Diagramas de Venn de la unión e intersección de dos conjuntos difusos triangulares A y B.

Como se puede ver en la Figura 5.3, para calcular geoméricamente un alfa-corte basta con trazar una línea horizontal a la altura del oportuno valor de α , cortando la curva que representa al conjunto difuso, y bajar con líneas verticales desde los puntos de corte hasta el eje de abscisas. Los puntos de corte de dichas líneas verticales con el eje de abscisas son los valores del alfa-corte que se estaba buscando. Nótese que en el caso de $\alpha=1$ de la Figura 5.3, por tratarse de un conjunto triangular, sólo hay un punto de corte, para $x=35$ km, que se representa como un tramo limitado por dos valores: ${}^1X = [35;35]$ km.

Para calcular computacionalmente los alfa-cortes de un conjunto difuso, se necesita la correspondiente función inversa $x=f(\mu(x))$. Por ejemplo, en el caso de conjuntos difusos con segmentos lineales, como es el caso de la Figura 5.3, siendo $(x_1, \mu(x_1))$ y $(x_2, \mu(x_2))$ dos puntos de uno de esos segmentos, x se puede calcular de la siguiente forma: $x=x_1+(x_2-x_1) \cdot [\mu(x)-\mu(x_1)]/[\mu(x_2)-\mu(x_1)]$, para $\mu(x)=0$ hasta $\mu(x)=1$.

Nótese que el conjunto difuso de la Figura 5.3 es similar a una función de probabilidad triangular que podría definirse para esas mismas distancias x de transporte.

El conjunto que incluye los infinitos alfa-cortes de un conjunto difuso, contiene toda la información relativa a la geometría exacta de ese conjunto.

Por otro lado, un alfa-corte estricto es el conjunto ${}^\alpha A = \{x \in U : \mu_A(x) > \alpha\}$. Por ejemplo, en la Figura 5.3, el alfa-corte estricto de $\alpha=0,5$ es el conjunto difuso correspondiente al triángulo que hay por encima de la línea horizontal trazada a la altura de $\alpha=0,5$.

El conjunto $\{x \in U : \mu_A(x) > 0\}$ se llama soporte de A; al conjunto complementario de dicho soporte, $\{x \in U : \mu_A(x) = 0\}$, también podría llamársele *no soporte* de A. El soporte del conjunto difuso de la Figura 5.3 es el triángulo representado en dicha figura, y el *no soporte* está constituido por toda la recta real R , a excepción del segmento que hay entre $x=15$ y $x=75$ km.

Finalmente, el conjunto $\{x \in U : \mu_A(x) = 1\}$ se llama el núcleo (*kernel*) de A. El núcleo del conjunto difuso de la Figura 3 es 35 km.

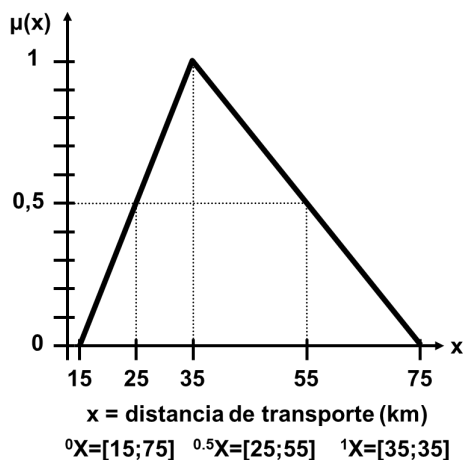


Figura 5.3. Alfa-cortes de un conjunto difuso triangular, para $\alpha=0$, $\alpha=0,5$ y $\alpha=1$.

5.3.1.3. Conjunto difuso convexo.

En otro orden de cosas, un conjunto difuso es convexo si $\mu_A(\lambda \cdot x + (1-\lambda) \cdot y) \geq \min\{\mu_A(x), \mu_A(y)\}$, $\forall x, y \in U$ y $\forall \lambda \in [0, 1]$. Por ejemplo, el conjunto difuso de la Figura 5.3 es convexo. Como el lector puede observar, el concepto de convexidad difusa es similar al de una función convencional no difusa $y=f(x)$.

5.3.1.4. Conjunto difuso normal.

Para terminar, un conjunto difuso es normal, o normalizado, cuando su función de pertenencia tiene, al menos, un elemento $x \in U$ con un valor de pertenencia igual a 1. Es decir, al menos un $x \in U$: $\mu_A(x)=1$. En otros casos, puede decirse que el conjunto difuso es subnormal o no normalizado.

5.3.2. Fundamentos de la aritmética difusa.

5.3.2.1. Número difuso.

Basándose en los conceptos anteriores, un número difuso es un conjunto difuso, normalizado y convexo, contenido en la recta real R . Por tanto, tiene una función de pertenencia continua con, al menos, un punto $K \in R$ (*kernel*, o núcleo) que cumple con $\mu_A(K)=1$ (${}^{\alpha=1}A=K$, siendo A el número difuso cuyo núcleo es K).

Nótese que no hace falta que la función de pertenencia sea derivable en todos sus puntos. Así, por ejemplo, la función de pertenencia de los números difusos triangulares (Figura 5.3) no es derivable en el punto para el cual $\mu_A(x)=1$.

Los números difusos pueden tener diferentes formas geométricas, que sirven para reflejar posibles circunstancias reales, de forma exacta o aproximada. En la Figura 5.4 se muestran algunos ejemplos de números difusos. Por las mismas razones que se comentaron en el capítulo anterior, los triangulares son los números difusos de mayor utilidad para el asunto que aquí se aborda.

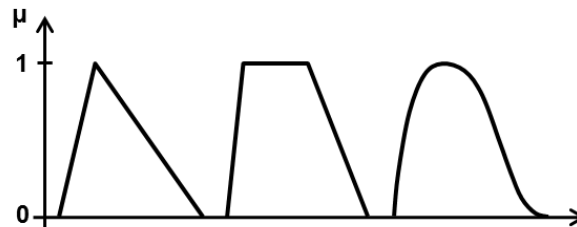


Figura 5.4. Ejemplos de números difusos (triangular, trapezoidal, genérico).

5.3.2.2. El Principio de Extensión de Zadeh.

Como se ha visto en el Capítulo 2, al aplicar MIVES para evaluar la sostenibilidad, es necesario realizar diferentes operaciones aritméticas con los parámetros del modelo: suma, resta, multiplicación, división, exponenciación, potenciación y valor absoluto: $\{+, -, \times, \div, e^x, x^y, |x|\}$.

Las operaciones $\{-, \times, \div, e^x, x^y, |x|\}$ son necesarias para aplicar la fórmula general de funciones de valor continuas, cuya misión es convertir los valores de los indicadores (kg de CO2 equivalente, Euros de coste de inversión o explotación, o puestos de trabajo generados por unidad funcional), en índices de satisfacción adimensionales, que toman valores entre 0 y 1. Esta era la fórmula [2.6] del Capítulo 2, que trata sobre el método MIVES:

$$V_i = \frac{1 - e^{-m_i \cdot \left(\frac{|P_{i,x} - P_{i,min}|}{n_i}\right)^{A_i}}}{1 - e^{-m_i \cdot \left(\frac{|P_{i,max} - P_{i,min}|}{n_i}\right)^{A_i}}}$$

En el capítulo anterior se explicó que convertir en funciones de distribución los parámetros A_i , m_i , y n_i de esta fórmula genera problemas, porque puede llevar al empleo de funciones de valor que no se corresponden con los deseos de los expertos que realizan la evaluación. Por tanto, se recomendaba mantener estos parámetros como deterministas, solucionando de otra forma los problemas de incertidumbre, subjetividad o discrepancias entre expertos (véase el capítulo anterior). Por la misma razón, ahora tampoco es recomendable que A_i , m_i , y n_i sean números difusos.

En consecuencia, si algunos indicadores son números difusos (Nd) y, por tanto, puede serlo $P_{i,x}$, e incluso si alguien deseara que los límites $P_{i,min}$ y $P_{i,max}$ también lo fuesen, y siendo A_i , m_i , y n_i números no difusos, será necesario realizar las siguientes operaciones difusas: cambio de signo ($- Nd$), sustracción ($Nd_1 - Nd_2$), multiplicación por una constante positiva ($k \times Nd$), división (Nd_1

$\div Nd_2$), número e elevado a un número difuso (e^{Nd}), número difuso elevado a una constante (Nd^n), y valor absoluto $|Nd|$.

Por otro lado, una vez calculado el índice de satisfacción de cada indicador se necesitan las operaciones $\{+, \times\}$ para obtener el índice de sostenibilidad (y sus índices parciales), que es un sumatorio ponderado, reflejado en la fórmula [2.5] de dicho Capítulo 2:

$$V(P_x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \cdot \beta_i \cdot \gamma_i \cdot V_i(P_{i,x})$$

Por tanto, además de las operaciones que se han referido, también se necesita realizar las operaciones difusas de suma ($Nd_1 + Nd_2$) y multiplicación ($Nd_1 \times Nd_2$).

Una vez que se ha decidido emplear números difusos para los parámetros de un modelo MIVES, se necesita una técnica específica para realizar operaciones entre ellos. El Principio de Extensión (PE), desarrollado por Zadeh (1975) y Yager (1986), permite extender el dominio de una función convencional a los conjuntos difusos. Cabe preguntarse si el PE es una posible alternativa viable para su empleo en el método MIVES difuso, y esto va a ser contestado en este epígrafe.

Ejemplos de funciones no difusas, $y=f(x)$, son $y=x+a$, $y=b-x$, $y=c \times x$, $y=x \div d$, $y=e^x$, e $y=x^2$. Estas funciones son mapeos (representaciones completas de las partes de un todo) generados por transformaciones desde un universo X a otro universo Y ($f: X \rightarrow Y$). También puede decirse que $y=f(x)$ es la imagen de x mediante la aplicación de f. En sentido contrario, $x=f^{-1}(y)$ puede llamarse imagen original de y.

Las transformaciones también pueden expresarse mediante una relación R, en el espacio cartesiano $X \times Y$. De esta forma, podemos describir una función convencional como $R=(x, y): y=f(x)$. La función que describe la pertenencia (*membership*) a R de un par de valores (x, y) es: $m_R(x, y)=1$, si $y=f(x)$, y $m_R(x, y)=0$, si $y \neq f(x)$.

De manera similar (Ross 2010), un determinado conjunto convencional (no difuso) de X puede transformarse en otro conjunto convencional de Y ($f: P(X) \rightarrow P(Y)$). Para un conjunto convencional A definido en X, su conjunto imagen B, en Y, se calcula mediante el mapeo o transformación $B=f(A)=y: \forall x \in A, y=f(x)$, donde B se define mediante:

$$m_B(y) = m_{f(A)}(y) = U_{y=f(x)} m_A(x) \quad [5.3]$$

El siguiente paso es considerar un conjunto difuso A en X. La imagen de A por medio del uso de una función f(A) será también un conjunto difuso B, que se calculará utilizando la misma transformación: $B=f(A)$. Las funciones de pertenencia para A y B se definirán en $[0, 1]$, y la ecuación [5.3] se convierte en:

$$\mu_B(y) = U_{y=f(x)} \mu_A(x) \quad [5.4]$$

Esto se puede generalizar, suponiendo que el universo de entrada está compuesto por el producto cartesiano de N universos. La transformación se definirá ahora en los conjuntos potencia de este universo como $f: P(X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n) \rightarrow P(Y)$. El conjunto potencia de un conjunto S es otro conjunto formado por todos los subconjuntos de S. Si A_1, A_2, \dots, A_n son conjuntos difusos definidos en X_1, X_2, \dots, X_n , y $B=f(A_1, A_2, \dots, A_n)$ es el resultado de la transformación de A_i , entonces la función de pertenencia de B es:

$$\mu_B(y) = \max_{x=f(x_1, x_2, \dots, x_n)} \{\min[\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2), \dots, \mu_{A_n}(x_n)]\} \quad [5.5]$$

A esto se le suele llamar Principio de Extensión de Zadeh (PE) para las funciones discretas. Para las continuas, el operador máximo se sustituye por el operador supremo (sup), que es el mínimo límite superior. Por ejemplo, para operar dos números difusos A y B por medio de un operador genérico * ($C = A*B$; el operador * puede ser, por ejemplo, +, -, × o ÷), la fórmula [5.5] lleva a:

$$\mu_C(z) = \sup_{z=x*y} \{\min[\mu_A(x), \mu_B(y)]\} \quad [5.6]$$

Al aplicar MIVES, el cálculo del índice de satisfacción de un indicador (IS_{ind}), realizado por medio de una función de valor, puede implicar el uso de números positivos (en R^+) y negativos (en R^-). Por ejemplo, cabe la posibilidad de que un indicador ambiental refleje impactos favorables para el medio ambiente, al contrario de lo que sucede con la mayoría de impactos ambientales. También puede suceder, en lo social, que haya alternativas que generen empleo, y otras que lo destruyan. También puede ocurrir que, de alguna operación intermedia, resulte un número negativo.

Tras aplicar las funciones de valor, estas convierten, el valor que toma cada indicador, en un número real positivo entre 0 y 1, que hemos llamado índice de satisfacción de dicho indicador (IS_{ind}). Por su parte, los pesos del árbol son siempre positivos. Por tanto, a partir del momento en que se ha obtenido el IS_{ind} de todos los indicadores, las operaciones difusas necesarias para calcular el índice de sostenibilidad se realizarán en R^+ .

Como consecuencia de todo lo aquí dicho, hay que generar fórmulas que sean válidas en toda la recta real, y eso es lo que se va a hacer más adelante en este epígrafe 5.3. De todos modos, con objeto de disminuir la complejidad y longitud del texto, en algunas explicaciones sólo se va a tratar sobre operaciones en R^+ .

Así, por ejemplo, para comprender mejor las fórmulas del Principio de Extensión (PE), vamos a aplicar ahora el PE a la sustracción de dos números difusos en R^+ . Supongamos que $Z=X-Y$, con:

$$X = \{[x_1, \mu_X(x_1)], [x_2, \mu_X(x_2)], [x_3, \mu_X(x_3)]\} = \{(7; 0,2), (8; 1), (9; 0,2)\}$$

$$Y = \{[y_1, \mu_Y(y_1)], [y_2, \mu_Y(y_2)], [y_3, \mu_Y(y_3)]\} = \{(1; 0,2), (2; 1), (3; 0,2)\}$$

X e Y podrían llamarse, respectivamente, “alrededor de 8” (o “aproximadamente 8”) y “alrededor de 2”. El producto cartesiano de X e Y, usando el operador de sustracción, es:

$$\{7-1, 7-2, 7-3, 8-1, 8-2, 8-3, 9-1, 9-2, 9-3\}$$

Para aplicar el Principio de Extensión hay que establecer primero los valores de $\min[\mu_X(x), \mu_Y(y)]$:

$$x_1 - y_1 = 7-1 = 6; \min[\mu_X(7), \mu_Y(1)] = \min(0,2; 0,2) = 0,2$$

$$x_1 - y_2 = 7-2 = 5; \min[\mu_X(7), \mu_Y(2)] = \min(0,2; 1) = 0,2$$

$$x_1 - y_3 = 7-3 = 4; \min[\mu_X(7), \mu_Y(3)] = \min(0,2; 0,2) = 0,2$$

$$x_2 - y_1 = 8-1 = 7; \min[\mu_X(8), \mu_Y(1)] = \min(1; 0,2) = 0,2$$

$$x_2 - y_2 = 8-2 = 6; \min[\mu_X(8), \mu_Y(2)] = \min(1; 1) = 1$$

$$x_2 - y_3 = 8-3 = 5; \min[\mu_X(8), \mu_Y(3)] = \min(1; 0,2) = 0,2$$

$$x_3 - y_1 = 9-1 = 8; \min[\mu_X(9), \mu_Y(1)] = \min(0,2; 0,2) = 0,2$$

$$x_3 - y_2 = 9-2 = 7; \min[\mu_X(9), \mu_Y(2)] = \min(0,2; 1) = 0,2$$

$$x_3 - y_3 = 9-3 = 6; \min[\mu_X(9), \mu_Y(3)] = \min(0,2; 0,2) = 0,2$$

Ahora, ordenando la lista anterior según el resultado de la operación de sustracción de $x_i - y_j$:

$$x_1 - y_3 = 7-3 = 4; \min[\mu_X(7), \mu_Y(3)] = \min(0,2; 0,2) = 0,2$$

$$x_1 - y_2 = 7-2 = 5; \min[\mu_X(7), \mu_Y(2)] = \min(0,2; 1) = 0,2$$

$$\begin{aligned}
x_2 - y_3 &= 8-3 = 5; \min[\mu_x(8), \mu_y(3)] = \min(1; 0,2) = 0,2 \\
x_1 - y_1 &= 7-1 = 6; \min[\mu_x(7), \mu_y(1)] = \min(0,2; 0,2) = 0,2 \\
x_2 - y_2 &= 8-2 = 6; \min[\mu_x(8), \mu_y(2)] = \min(1; 1) = 1 \\
x_3 - y_3 &= 9-3 = 6; \min[\mu_x(9), \mu_y(3)] = \min(0,2; 0,2) = 0,2 \\
x_2 - y_1 &= 8-1 = 7; \min[\mu_x(8), \mu_y(1)] = \min(1; 0,2) = 0,2 \\
x_3 - y_2 &= 9-2 = 7; \min[\mu_x(9), \mu_y(2)] = \min(0,2; 1) = 0,2 \\
x_3 - y_1 &= 9-1 = 8; \min[\mu_x(9), \mu_y(1)] = \min(0,2; 0,2) = 0,2
\end{aligned}$$

La siguiente tarea es calcular $\mu_z(z) = \max_{z=x-y} \{\min[\mu_x(x), \mu_y(y)]\}$. En primer lugar, para $x_i - y_j = 4$, sólo hay una operación posible (7-3), y, por tanto:

$$\mu_z(4) = \max\{\min[\mu_x(x), \mu_y(y)]\} = \max\{\min[\mu_x(7), \mu_y(3)]\} = \max\{\min(0,2; 0,2)\} = 0,2$$

Para $x_i - y_j = 5$ hay dos posibles operaciones (7-2 y 8-3), y:

$$\begin{aligned}
\mu_z(5) &= \max\{\min[\mu_x(x), \mu_y(y)]\} = \max\{\min[\mu_x(7), \mu_y(2)], \min[\mu_x(8), \mu_y(3)]\} = \\
&= \max\{\min(0,2; 1), \min(1; 0,2)\} = 0,2
\end{aligned}$$

Para $x_i - y_j = 6$ hay tres operaciones posibles (7-1, 8-2 y 9-3), y:

$$\begin{aligned}
\mu_z(6) &= \max\{\min[\mu_x(x), \mu_y(y)]\} = \\
&= \max\{\min[\mu_x(7), \mu_y(1)], \min[\mu_x(8), \mu_y(2)], \min[\mu_x(9), \mu_y(3)]\} = \\
&= \max\{\min(0,2; 0,2), \min(1; 1), \min(0,2; 0,2)\} = 1
\end{aligned}$$

Para $x_i - y_j = 7$ hay dos posibles operaciones (8-1 y 9-2), y:

$$\begin{aligned}
\mu_z(7) &= \max\{\min[\mu_x(x), \mu_y(y)]\} = \max\{\min[\mu_x(8), \mu_y(1)], \min[\mu_x(9), \mu_y(2)]\} = \\
&= \max\{\min(1; 0,2), \min(0,2; 1)\} = 0,2
\end{aligned}$$

Finalmente, para $x_i - y_j = 8$ hay solo una posible operación (9-1), y:

$$\mu_z(8) = \max\{\min[\mu_x(x), \mu_y(y)]\} = \max\{\min[\mu_x(9), \mu_y(1)]\} = \max\{\min(0,2; 0,2)\} = 0,2$$

Consecuentemente, $Z = X - Y = \{(z_i, \mu_z(z_i)) = \{(4; 0,2), (5; 0,2), (6; 1), (7; 0,2), (8; 0,2)\}$. Por lo tanto, podría decirse que “alrededor de 8” menos “alrededor de 2” es “alrededor de 6”. Nótese un primer efecto contraintuitivo de la aritmética difusa. En X e Y, la distancia a ambos lados del punto central (respectivamente, 8 y 2) era 1, mientras que la distancia a ambos lados del punto central de $Z=X-Y$ es mucho amplia (es 2; el doble).

Tras analizar todo el proceso de cálculo que se ha seguido para calcular $Z=X-Y$ en este ejemplo, queda claro que la aplicación del Principio de Extensión (PE) a variables discretas no es sencilla ni adecuada para un cálculo computacional, que es de lo que se trata aquí. Y como un modelo MIVES puede incluir variables discretas, el PE no es adecuado para nuestro propósito.

Con respecto a los números difusos continuos (p. ej., triangulares, trapezoidales), estos pueden ser discretizados y, tras ello, se puede aplicar el PE para realizar operaciones aritméticas. Sin embargo, esto puede conducir a resultados contrarios a la intuición, a menos que haya suficiente resolución en la discretización. Véase Ross (2010), por ejemplo, para un mayor detalle sobre este asunto.

En todo caso, en general, para variables continuas discretas, la aplicación del PE a operaciones complejas supone cálculos engorrosos, poco prácticos.

Como conclusión de todo lo dicho, se puede decir que el PE no es adecuado para un cálculo computacional en la evaluación de la sostenibilidad con modelos MIVES.

5.3.2.3. Método aproximado de aritmética difusa basado en el producto cartesiano.

A continuación, se presenta un método genérico simplificado y aproximado para realizar operaciones con números difusos continuos. Para mayor sencillez vamos a trabajar en R^+ , si bien el método podría aplicarse a toda la recta real. Supongamos dos números difusos triangulares $X=(x_1, x_2, x_3)=(7, 8, 9)$ e $Y=(y_1, y_2, y_3)=(1, 2, 3)$. Por ser triangulares, los valores de pertenencia para los valores extremos y centrales son $\mu_x(7)=0, \mu_x(8)=1, \mu_x(9)=0, \mu_y(1)=0, \mu_y(2)=1$ y $\mu_y(3)=0$. De nuevo, vamos a calcular $Z=X-Y$.

El producto cartesiano es, como antes:

$$\{7-1, 7-2, 7-3, 8-1, 8-2, 8-3, 9-1, 9-2, 9-3\}$$

Los valores para $\min[\mu_x(x), \mu_y(y)]$ son:

$$\begin{aligned} x_1 - y_1 = 7-1 = 6; \min[\mu_x(7), \mu_y(1)] &= \min(0, 0) = 0 \\ x_1 - y_2 = 7-2 = 5; \min[\mu_x(7), \mu_y(2)] &= \min(0, 1) = 0 \\ x_1 - y_3 = 7-3 = 4; \min[\mu_x(7), \mu_y(3)] &= \min(0, 0) = 0 \\ x_2 - y_1 = 8-1 = 7; \min[\mu_x(8), \mu_y(1)] &= \min(1, 0) = 0 \\ x_2 - y_2 = 8-2 = 6; \min[\mu_x(8), \mu_y(2)] &= \min(1, 1) = 1 \\ x_2 - y_3 = 8-3 = 5; \min[\mu_x(8), \mu_y(3)] &= \min(1, 0) = 0 \\ x_3 - y_1 = 9-1 = 8; \min[\mu_x(9), \mu_y(1)] &= \min(0, 0) = 0 \\ x_3 - y_2 = 9-2 = 7; \min[\mu_x(9), \mu_y(2)] &= \min(0, 1) = 0 \\ x_3 - y_3 = 9-3 = 6; \min[\mu_x(9), \mu_y(3)] &= \min(0, 0) = 0 \end{aligned}$$

Clasificando la lista anterior por los resultados de la operación de sustracción, de menor a mayor:

$$\begin{aligned} x_1 - y_3 = 7-3 = 4; \min[\mu_x(7), \mu_y(3)] &= \min(0, 0) = 0 \\ x_1 - y_2 = 7-2 = 5; \min[\mu_x(7), \mu_y(2)] &= \min(0, 1) = 0 \\ x_2 - y_3 = 8-3 = 5; \min[\mu_x(8), \mu_y(3)] &= \min(1, 0) = 0 \\ x_1 - y_1 = 7-1 = 6; \min[\mu_x(7), \mu_y(1)] &= \min(0, 0) = 0 \\ x_2 - y_2 = 8-2 = 6; \min[\mu_x(8), \mu_y(2)] &= \min(1, 1) = 1 \\ x_3 - y_3 = 9-3 = 6; \min[\mu_x(9), \mu_y(3)] &= \min(0, 0) = 0 \\ x_2 - y_1 = 8-1 = 7; \min[\mu_x(8), \mu_y(1)] &= \min(1, 0) = 0 \\ x_3 - y_2 = 9-2 = 7; \min[\mu_x(9), \mu_y(2)] &= \min(0, 1) = 0 \\ x_3 - y_1 = 9-1 = 8; \min[\mu_x(9), \mu_y(1)] &= \min(0, 0) = 0 \end{aligned}$$

Los valores mínimo y máximo de z_i para $\mu_z(z_i)=0$ son $x_1-y_3=4$ y $x_3-y_1=8$. Por otro lado, los valores mínimo y máximo de z_i para $\mu_z(z_i)=1$ coinciden, siendo $x_2-y_2 = 6$. Por tanto, la fórmula para la sustracción en R^+ , y el resultado de su aplicación en este ejemplo, son: $Z = X-Y = (x_1-y_3, x_2-y_2, x_3-y_1) = (4, 6, 8)$.

Aplicando el mismo método, las fórmulas simplificadas para las principales operaciones aritméticas con números triangulares difusos en R^+ (excepto la del valor absoluto, válido para toda R) son las siguientes:

$$\begin{aligned}
 Z = X + Y &= (x_1 + y_1, x_2 + y_2, x_3 + y_3) \\
 Z = X - Y &= (x_1 - y_3, x_2 - y_2, x_3 - y_1) \\
 Z = k \times Y &= (k \times y_1, k \times y_2, k \times y_3), k \geq 0 \\
 Z = X \times Y &= (x_1 \times y_1, x_2 \times y_2, x_3 \times y_3) \\
 Z = 1 \div Y &= (1 \div y_3, 1 \div y_2, 1 \div y_1), Y \in R_0^+ (R_0^+ = R^+, \text{excluyendo cero}) \\
 Z = X \div Y &= (x_1 \div y_3, x_2 \div y_2, x_3 \div y_1), Y \in R_0^+ \\
 Z = e^X &= (e^{x_1}, e^{x_2}, e^{x_3}) \\
 Z = X^k &= (x_1^k, x_2^k, x_3^k) \\
 Z = X^Y &= (x_1^{y_1}, x_2^{y_2}, x_3^{y_3}) \\
 Z = \text{ABS}(X) &= |X| = \max_0(X, -X); \mu_{|X|}(x) = \max[\mu_X(x), \mu_X(-x)], x \geq 0; \mu_{|X|}(x) = 0, x < 0
 \end{aligned}
 \tag{5.7}$$

La Figura 5.5 incluye unos ejemplos de cálculo. Hay que tener en cuenta que, en el tercer ejemplo, en la zona inferior de dicha figura, la línea continua es el resultado aproximado calculado con la fórmula [5.7] para divisiones, mientras que la línea de puntos corresponde al resultado de aplicar el método DSW que se verá más adelante. En caso de utilizarse números difusos trapezoidales $X = (x_1, x_2, x_3, x_4)$ e $Y = (y_1, y_2, y_3, y_4)$, definidos nuevamente en R^+ (menos para el valor absoluto, también válido para toda R) se pueden encontrar las correspondientes fórmulas utilizando el mismo método:

$$\begin{aligned}
 Z = X + Y &= (x_1 + y_1, x_2 + y_2, x_3 + y_3, x_4 + y_4) \\
 Z = X - Y &= (x_1 - y_4, x_2 - y_3, x_3 - y_2, x_4 - y_1) \\
 Z = k \times Y &= (k \times y_1, k \times y_2, k \times y_3, k \times y_4), k \geq 0 \\
 Z = X \times Y &= (x_1 \times y_1, x_2 \times y_2, x_3 \times y_3, x_4 \times y_4) \\
 Z = 1 \div Y &= (1 \div y_4, 1 \div y_3, 1 \div y_2, 1 \div y_1), Y \in R_0^+ \\
 Z = X \div Y &= (x_1 \div y_4, x_2 \div y_3, x_3 \div y_2, x_4 \div y_1), Y \in R_0^+ \\
 Z = e^X &= (e^{x_1}, e^{x_2}, e^{x_3}, e^{x_4}) \\
 Z = X^k &= (x_1^k, x_2^k, x_3^k, x_4^k) \\
 Z = X^Y &= (x_1^{y_1}, x_2^{y_2}, x_3^{y_3}, x_4^{y_4}) \\
 Z = \text{ABS}(X) &= |X| = \max_0(X, -X); \mu_{|X|}(x) = \max[\mu_X(x), \mu_X(-x)], x \geq 0; \mu_{|X|}(x) = 0, x < 0
 \end{aligned}
 \tag{5.8}$$

En cuanto a la última fórmula de [5.7] y [5.8], relacionada con el valor absoluto de un número difuso, probablemente Dubois y Prade (1979) fueron los primeros autores en establecer una fórmula para ello. Otros autores han propuesto fórmulas diferentes, dependiendo de la aplicación (Rojas-Mora et al., 2011; por ejemplo). De todos modos, la fórmula convencional sugerida por Dubois y Prade (1979), entre otros autores (Aliev et al., 2004; o Han et al., 2010; por ejemplo), se ha utilizado como base para la fórmula de valor absoluto de [5.7] y [5.8]:

$$\begin{aligned}
 \mu_{|X|}(x) &= \max[\mu_X(x), \mu_X(-x)], x \geq 0 \\
 \mu_{|X|}(x) &= 0, x < 0
 \end{aligned}$$

Lo cual también podría expresarse de esta manera compacta:

$$\mu_{|X|}(x) = \max_0[\mu_X(x), \mu_X(-x)] = \{\max[\mu_X(x), \mu_X(-x)]; 0\}, \{x \geq 0; x < 0\}$$

Siendo:

$$\max(X, Y) = \max[(x_1, x_2, x_3, x_4), (y_1, y_2, y_3, y_4)] = [\max(x_1, y_1), \max(x_2, y_2), \max(x_3, y_3), \max(x_4, y_4)]$$

Todo esto significa que el valor absoluto de un número difuso X también se puede calcular de esta manera:

$$\begin{aligned} Z = \text{ABS}(X) = |X| &= (\max\{x_1, -x_4\}, \max\{x_2, -x_3\}, \max\{x_3, -x_2\}, \max\{x_4, -x_1\}), \max\{x_i, -x_j\} \geq 0 \\ Z &= (0, \max\{x_2, -x_3\}, \max\{x_3, -x_2\}, \max\{x_4, -x_1\}), \max\{x_i, -x_j\} \geq 0 \text{ excepto } \max\{x_1, -x_4\} < 0 \\ Z &= (0, 0, \max\{x_3, -x_2\}, \max\{x_4, -x_1\}), \max\{x_i, -x_j\} \geq 0 \text{ excepto } \max\{x_1, -x_4\} < 0 \text{ y } \max\{x_3, -x_2\} < 0 \\ Z &= (0, 0, 0, \max\{x_4, -x_1\}), \max\{x_i, -x_j\} < 0 \text{ excepto } \max\{x_4, -x_1\} \geq 0 \\ Z &= (0, 0, 0, 0), X = (0, 0, 0, 0) \end{aligned}$$

Por ejemplo, para $X = (-1, 3, 4, 8)$:

$$\begin{aligned} Z = |X| &= |(-1, 3, 4, 8)| = \max_0(X, -X) = \max_0[(-1, 3, 4, 8), (-8, -4, -3, 1)] = (0, 3, 4, 8) \\ Z = |-X| &= |(-8, -4, -3, 1)| = \max_0[(-8, -4, -3, 1), (-1, 3, 4, 8)] = (0, 3, 4, 8) = |X| \end{aligned}$$

El lector también debe tener en cuenta que:

- Excepto para los *singletons*, $X-X \neq (0, 0, 0, 0)$, y $X \div X \neq (1, 1, 1, 1)$. A pesar de ello, $X-X$ da como resultado un número difuso centrado en cero. Por ejemplo, $(1, 2, 3, 4) - (1, 2, 3, 4) = (-3, -1, 1, 0)$ que es un número difuso centrado en cero. Algo parecido sucede con la división difusa. Por el contrario, para un singleton, $X-X = (0, 0, 0, 0)$ y $X \div X = (1, 1, 1, 1)$; por ejemplo, $(3, 3, 3, 3) - (3, 3, 3, 3) = (0, 0, 0, 0)$.
- Para las operaciones en R , incluyendo valores negativos, algunas de estas fórmulas sufrirán modificaciones específicas. Por ejemplo, la multiplicación genérica de dos números difusos (Chen y Wang, 2009) puede calcularse de la siguiente manera:
 - $Z = X \times Y = (\min(M_1), \min(M_2), \max(M_2), \max(M_1))$, siendo:
 - $M_1 = (x_1 \times y_1, x_1 \times y_4, x_4 \times y_1, x_4 \times y_4)$.
 - $M_2 = (x_2 \times y_2, x_2 \times y_3, x_3 \times y_2, x_3 \times y_3)$.
 - Por ejemplo, si $X = (-2, -1, 1, 3)$ e $Y = (1, 2, 3, 4)$, entonces $M_1 = (-2, -8, 3, 12)$ y $M_2 = (-2, -3, 2, 3)$, por lo que $X \times Y = (-8, -3, 3, 12)$.
 - Un caso particular de esta operación general es el que ya se ha visto, en el cual X e $Y \in R_0^+$. En este caso, $Z = X \times Y = (x_1 \times y_1, x_2 \times y_2, x_3 \times y_3, x_4 \times y_4)$.
- El resultado en números difusos de las ocho últimas operaciones del bloque [5.7] de fórmulas, para números triangulares, no es un número triangular. Lo mismo ocurre con las fórmulas para los números trapezoidales en [5.8]. Por lo tanto, como ya se había advertido, las fórmulas aludidas son expresiones simplificadas.

Cumple ahora analizar la aplicabilidad de este método al caso que nos ocupa. Como se ha visto, se trata de una técnica que permite hacer cálculos fáciles y rápidos, a mano y computacionalmente, a través de las fórmulas de los bloques [5.7] o [5.8], siempre y cuando se trate de variables continuas que tengan la misma geometría.

El cálculo comienza a complicarse cuando se trata de operar con números continuos de geometría diferente a la triangular o trapezoidal, porque las fórmulas a emplear dependen de la geometría del número difuso de que se trate. Es decir, si los números no son triangulares ni trapezoidales, habría que generar nuevos bloques de fórmulas, diferentes de [5.7] y de [5.8].

Además, las fórmulas [5.7] y [5.8] no son aplicables para operar un número triangular (o trapezoidal) con un número que tenga una geometría diferente a dicho tipo de número. Para

solucionar esto habría que generar una gran cantidad de fórmulas que permitieran operar con números de diferentes geometrías.

Y la cosa se complica mucho más cuando se trata de trabajar con modelos MIVES que incluyan una mezcla de variables difusas discretas y continuas. Como se verá más adelante en este capítulo, cada vez que se opera un número continuo con uno discreto el resultado es un número que tiene una geometría diferente a la de los dos números con los que se opera. Esto lleva a la imposibilidad del uso computacional del método para modelos MIVES mínimamente complejos, porque no es viable generar computacionalmente todas las fórmulas necesarias.

Hay que buscar otras alternativas. Hay otros métodos simplificados para realizar los cálculos que se explican aquí, que son más simples y eficaces que este y, por tanto, más adecuados para nuestro propósito. También hay métodos exactos, pero sin una aplicabilidad real a los cálculos propuestos.

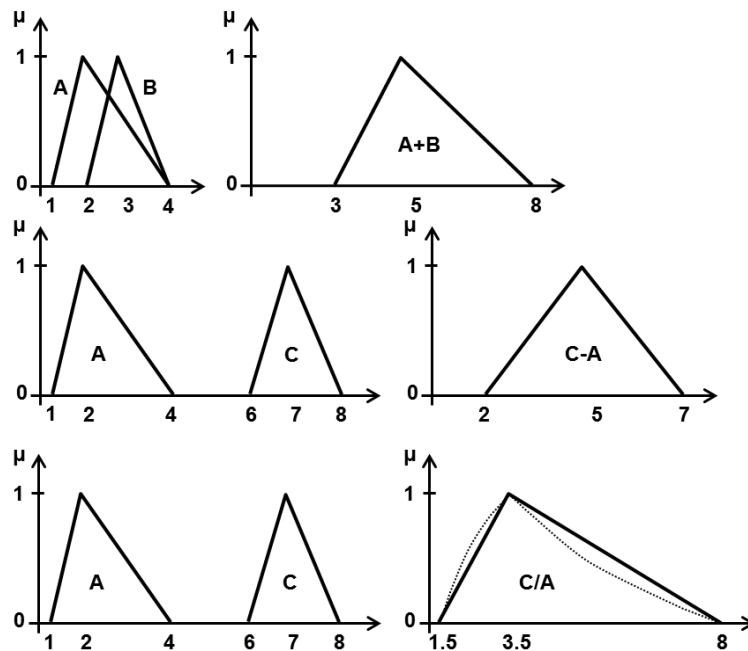


Figura 5.5. Ejemplos de cálculos de aritmética difusa.

5.3.2.4. Método simplificado DSW para la aritmética difusa.

Existen algunos métodos simplificados, aproximados, útiles para operar con cualquier tipo de número difuso, incluyendo las combinaciones de números continuos y discretos. Los más extendidos (Ross 2010) son los métodos DSW y Vertex. El método Vertex, de Dong y Shah (1987), combina el concepto de alfa-corte y el análisis de intervalos, permitiendo simplificar los cálculos con números difusos definidos en R .

El método DSW, propuesto por Dong, Shah y Wong (1985), con acrónimo correspondiente a las iniciales de dichos autores (Dong, Shah, Wong: DSW), emplea técnicas similares, pero puede

llevar a cálculos más simples y rápidos que los realizados con el método Vertex, especialmente cuando los números difusos se definen en R^+ . El algoritmo correspondiente es el siguiente:

- Establecer un valor de α ($0 \leq \alpha \leq 1$) comenzando, por ejemplo, por $\alpha=0$.
- Obtener el alfa-corte para dicho α , de los números difusos con los que se va a operar, que podemos llamar números de entrada.
 - Como se trata de números difusos, que son conjuntos difusos convexos, un alfa-corte normalmente estará compuesto por dos valores; es decir, un intervalo.
 - También puede consistir en un solo valor v , como es el caso del alfa-corte de un número triangular para $\alpha=1$. Sin embargo, ese valor también puede ser considerado como un intervalo $I = [v, v]$, de recorrido nulo.
- Usando estos intervalos de los números de entrada, se opera con ellos empleando la aritmética de intervalos. Con ello se calcula el intervalo que resulta de la operación a realizar, que podemos llamar intervalo de salida.
- Se repiten los pasos anteriores para diferentes valores de α , por ejemplo, aumentando α de 0,1 en 0,1, hasta $\alpha=1$ ($\alpha = \alpha+0,1 \leq 1$), hasta obtener un barrido que contenga un número adecuado de intervalos que permitan definir adecuadamente la geometría del número difuso de salida.

Cumple, por tanto, abordar brevemente los conceptos más importantes de la aritmética de intervalos. Cuando se opera (+, -, x, ÷, etc.) con dos números no difusos, el resultado es un número no difuso. Por su parte, cuando se opera con intervalos, teóricamente se está realizando la correspondiente operación con un número infinito de combinaciones de pares de números no difusos, pertenecientes a cada uno de los intervalos. Resulta claro que el resultado debe ser otro intervalo. Conceptualmente, operar con intervalos positivos ($I = [a, b] \in R^+$: $a \leq b$) es relativamente fácil, ya que sólo es necesario efectuar operaciones sencillas, no difusas, con los límites inferior y superior. En el caso de dos intervalos $I_1 = [a, b]$ e $I_2 = [c, d]$ ($a \leq b, c \leq d$), las principales operaciones aritméticas con intervalos son las siguientes:

$$\begin{aligned}
 I_1 + I_2 &= [a + c, b + d] \\
 -I_2 &= [-d, -c] \\
 I_1 - I_2 &= I_1 + (-I_2) = [a - d, b - c] \\
 k \times I_2 &= [k \times c, k \times d], \quad k \geq 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [a \times c, b \times d], \quad \{a, b, c, d\} \in R^+ \\
 1 \div I_2 &= [1 \div d, 1 \div c], \quad I_2 \in R_0^+ \\
 I_1 \div I_2 &= [a \div d, b \div c], \quad I_2 \in R_0^+ \\
 k^{I_1} &= [k^a, k^b], \quad k > 1 \text{ y, por tanto, } e^{I_1} = [e^a, e^b] \\
 I_1^n &= [a^n, b^n], \quad \{a, b, n\} \in R^+ \\
 I_1^{I_2} &= [a^c, b^d], \quad \{I_1, I_2\} \in R_0^+ \\
 |I_1| &= I_1
 \end{aligned}
 \tag{5.9}$$

Como era de esperar, las fórmulas del bloque [5.9] son muy similares a las de los bloques [5.7] y [5.8].

De todas formas, recordando que puede ser necesario operar con números difusos que incluyan valores negativos, es necesario tener en cuenta esta posibilidad. Así, la multiplicación genérica de dos intervalos definidos en R (Daumas et al., 2005; Gómez Jiménez, 2007), puede calcularse de la siguiente manera:

$$I_1 \times I_2 = [\min(a \times c, a \times d, b \times c, b \times d), \max(a \times c, a \times d, b \times c, b \times d)].$$

Dicha fórmula lleva a los mismos resultados que la propuesta por Sainz et al. (2014), que es mucho más complicada:

$$\begin{aligned}
 I_1 \times I_2 &= [a \times c, b \times d], I_1 \geq 0, I_2 \geq 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [b \times c, b \times d], I_1 \geq 0, c < 0, d \geq 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [b \times c, a \times d], I_1 \geq 0, I_2 < 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [a \times d, b \times d], a < 0, b \geq 0, I_2 \geq 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [\min(a \times d, b \times c), \max(a \times c, b \times d)], a < 0, b \geq 0, c < 0, d \geq 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [b \times c, a \times c], a < 0, b \geq 0, I_2 < 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [a \times d, b \times c], I_1 < 0, I_2 \geq 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [a \times d, a \times c], I_1 < 0, c < 0, d \geq 0 \\
 I_1 \times I_2 &= [b \times d, a \times c], I_1 < 0, I_2 < 0
 \end{aligned}$$

En el caso de R^+ , estas dos fórmulas genéricas dan como resultado la fórmula de multiplicación contenida en [5.9]. Ejemplos de multiplicaciones genéricas son los siguientes:

$$\begin{aligned}
 [-3, -2] \times [-3, -2] &= [4, 9] \\
 [-3, -2] \times [-1, 0] &= [0, 3] \\
 [1, 2] \times [-1, 1] &= [-2, 2] \\
 [1, 2] \times [-1, 0] &= [-2, 0]
 \end{aligned}$$

Por otro lado, la fórmula genérica para dividir dos intervalos es (Daumas et al., 2005; Gómez Jiménez, 2007; Sainz et al., 2014), para $\{a, b\} \in R$ y $\{c, d\} \in R_0$:

$$\begin{aligned}
 I_1 \div I_2 &= [a, b] \times \{1 \div (c, d)\} = [a, b] \times [1 \div d, 1 \div c] = \\
 I_1 \div I_2 &= [\min(a \div c, a \div d, b \div c, b \div d), \max(a \div c, a \div d, b \div c, b \div d)]
 \end{aligned}$$

En el caso de $I_1 \in R$ e $I_2 \in R_0^+$, estas dos fórmulas genéricas dan como resultado la fórmula de división contenida en [5.9]. Ejemplos de divisiones genéricas son los siguientes:

$$\begin{aligned}
 [-3, -2] / [-3, -2] &= [0,67; 1,5] \\
 [-3, -2] / [1, 2] &= [-3; -1] \\
 [-1, 0] / [1, 2] &= [-1; 0] \\
 [-1, 1] / [1, 2] &= [-1; 1]
 \end{aligned}$$

El operador de potencia genérica para intervalos definidos en R es (Sainz et al., 2014):

$$\begin{aligned}
 I_1^n &= [a^n, b^n], n \text{ impar} \\
 I_1^n &= [a^n, b^n], n \text{ par}, a \geq 0 \\
 I_1^n &= [b^n, a^n], n \text{ par}, b < 0 \\
 I_1^n &= [0, \max(|a|^n, |b|^n)], n \text{ par}, a < 0, b \geq 0
 \end{aligned}$$

Ejemplos de esta operación son los siguientes:

$$\begin{aligned}
 [2, 4]^3 &= [8, 64] \\
 [-4, -2]^3 &= [-64, -8] \\
 [2, 4]^2 &= [4, 16] \\
 [-4, -2]^2 &= [4, 16] \\
 [-2, 1]^2 &= [0, \max(|-2|^2, |1|^2)] = [0, 4] \\
 [-2, 1]^3 &= [-8, 1]
 \end{aligned}$$

Como ya se ha explicado en el epígrafe 5.3.2.2, la operación $I_1^{I_2}$ genérica no debería ser necesaria en el método MIVES difuso.

Con respecto al valor absoluto, Shapiro et al. (1997), Sainudiin y Yoshida (2005), Hladík et al. (2011), y Sainz et al. (2014), entre otros autores, han propuesto la siguiente fórmula genérica para intervalos definidos en R :

$$\begin{aligned} |I_1| &= [\min(|a|, |b|), \max(|a|, |b|)] = [a, b] = I_1, a \geq 0 \\ |I_1| &= [\min(|a|, |b|), \max(|a|, |b|)] = [|b|, |a|] = -I_1, b < 0 \\ |I_1| &= [0, \max(|a|, |b|)], a < 0, b \geq 0 \end{aligned}$$

Se trata de una fórmula de aplicación sencilla, coherente con las fórmulas de valor absoluto de números difusos de los bloques [5.7] y [5.8], que permite llegar a resultados más precisos que usando las fórmulas de dichos dos bloques. Ejemplos de cálculo del valor absoluto de un intervalo son los siguientes:

$$\begin{aligned} |I| &= |[1, 2]| = [1, 2] = I \\ |I| &= |[-2, -1]| = [1, 2] = -I \\ |I| &= |[-2, 1]| = [0, \max(|-2|, |1|)] = [0, 2] \\ |I| &= |[-2, 3]| = [0, \max(|-2|, |3|)] = [0, 3] \end{aligned}$$

El lector puede ver en la Figura 5.6 cuatro números difusos, situados a la izquierda de la figura, con sus correspondientes valores absolutos, representados en la parte derecha de la figura.

Los cálculos de los valores absolutos se han hecho, tanto con la fórmula del bloque [5.8] (método aproximado de aritmética difusa del epígrafe 5.3.4; línea discontinua) como con el método DSW (aritmética de intervalos con alfa-cortes; línea de trazo continuo). Se puede observar que, para los casos 1º y 4º de la Figura 5.6, ambos cálculos conducen al mismo resultado. Por el contrario, los resultados del 2º y 3º caso son diferentes según el método usado, siendo más precisos los del método DSW. El resto de fórmulas del bloque [5.9] no sufre cambios al extenderse a toda la recta real. Por todo ello, tras eliminar la fórmula de I_1^{12} , que, como se ha visto, no resulta necesaria, las fórmulas de dicho bloque quedan, para intervalos en R :

$$\left. \begin{aligned} I_1 + I_2 &= [a + c, b + d] \\ -I_2 &= [-d, -c] \\ I_1 - I_2 &= I_1 + (-I_2) = [a - d, b - c] \\ k \times I_2 &= [k \times c, k \times d], k \geq 0 \\ I_1 \times I_2 &= [\min(a \times c, a \times d, b \times c, b \times d), \max(a \times c, a \times d, b \times c, b \times d)] \\ 1 \div I_2 &= [1 \div d, 1 \div c] \\ I_1 \div I_2 &= [\min(a \div d, a \div c, b \div d, b \div c), \max(a \div d, a \div c, b \div d, b \div c)] \\ k^{I_1} &= [k^a, k^b], k > 1 \text{ y, por tanto, } e^{I_1} = [e^a, e^b] \\ I_1^n &= [a^n, b^n], n \text{ impar} \\ I_1^n &= [a^n, b^n], n \text{ par, } a \geq 0 \\ I_1^n &= [b^n, a^n], n \text{ par, } b < 0 \\ I_1^n &= [0, \max(|a|^n, |b|^n)], n \text{ par, } a < 0, b \geq 0 \\ |I_1| &= [\min(|a|, |b|), \max(|a|, |b|)] = [a, b] = I_1, a \geq 0 \\ |I_1| &= [\min(|a|, |b|), \max(|a|, |b|)] = [|b|, |a|] = -I_1, b < 0 \\ |I_1| &= [0, \max(|a|, |b|)], a < 0, b \geq 0 \end{aligned} \right\} [5.10]$$

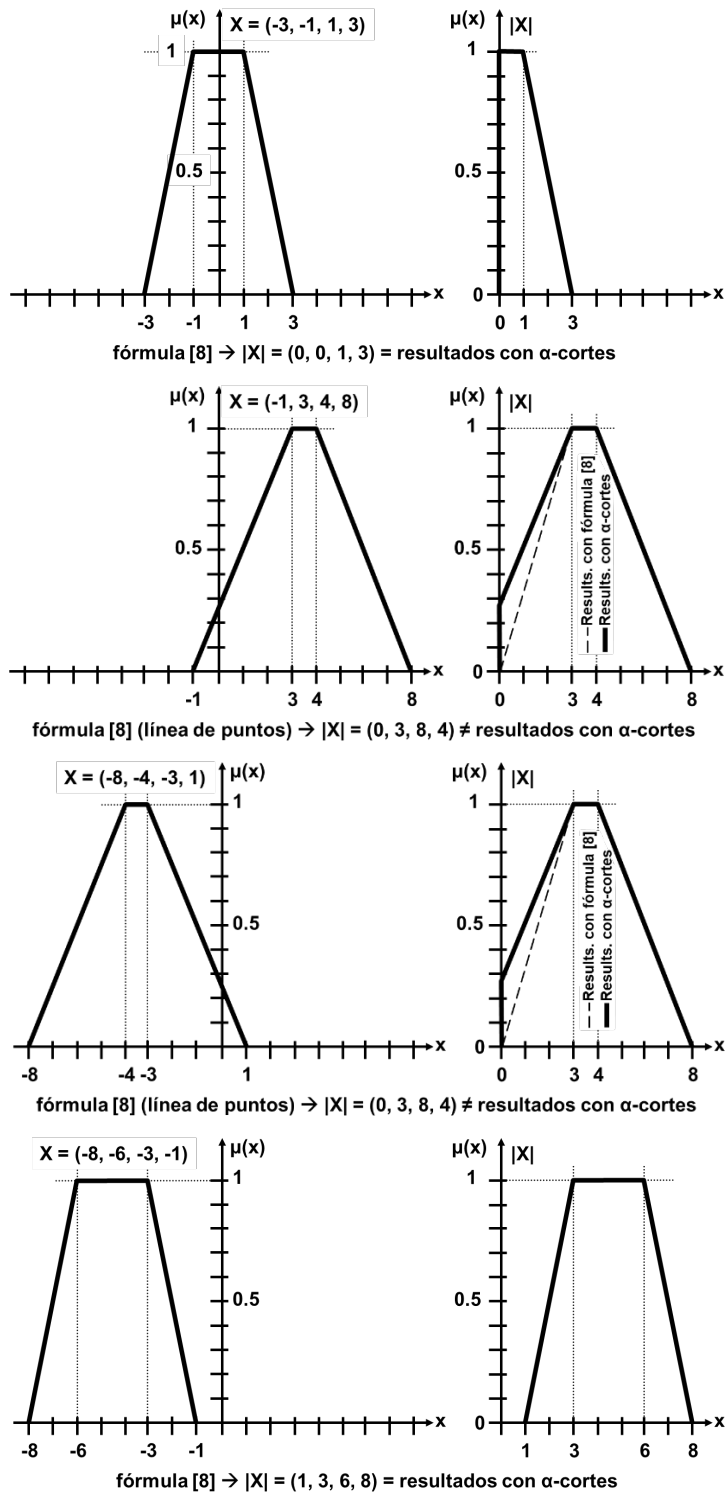


Figura 5.6. Ejemplos de cálculo de valor absoluto.

Por otro lado, los resultados de la aplicación del método DSW son muy parecidos o incluso iguales a los obtenidos empleando el Principio de Extensión. Por ejemplo, en el caso del operador de adición, si se opera con dos números difusos triangulares $X = [a, b, c]$ e $Y = [A, B, C]$ las funciones de pertenencia son las recogidas en [5.11]:

$$\left. \begin{aligned} \mu_X(x) &= (x - a) \div (b - a), a \leq x \leq b \\ \mu_X(x) &= (c - x) \div (c - b), b \leq x \leq c \\ \mu_X(x) &= 0, x < a, x > c \\ \mu_Y(x) &= (x - A) \div (B - A), A \leq x \leq B \\ \mu_Y(x) &= (C - x) \div (C - B), B \leq x \leq C \\ \mu_Y(x) &= 0, x < A, x > C \end{aligned} \right\} \quad [5.11]$$

Las fórmulas para los alfa-cortes de X e Y son:

$${}^\alpha X = [(b - a) \times \alpha + a, c - (c - b) \times \alpha]; \quad {}^\alpha Y = [(B - A) \times \alpha + A, C - (C - B) \times \alpha] \quad [5.12]$$

Aplicando aritmética de intervalos, para calcular $X + Y$ hay que sumar los alfa-cortes de X e Y :

$${}^\alpha X + {}^\alpha Y = [a + A + (b - a + B - A) \times \alpha, c + C - (c - b + C - B) \times \alpha] \quad [5.13]$$

Haciendo que los dos componentes de ${}^\alpha X + {}^\alpha Y$ sean iguales a x :

$$x = a + A + (b - a + B - A) \times \alpha; \quad x = c + C - (c - b + C - B) \times \alpha \quad [5.14]$$

Ahora, usando [5.14] para expresar α en términos de x , y estableciendo $\alpha = 0$ y $\alpha = 1$ en [5.13], se obtendrá α y el dominio para x :

$$\begin{aligned} \alpha &= [x - (a + A)] \div [(b + B) - (a + A)], (a + A) \leq x \leq (b + B) \\ \alpha &= [(c + C) - x] \div [(c + C) - (b + B)], (b + B) \leq x \leq (c + C) \end{aligned} \quad [5.15]$$

Usando [5.15], la función de pertenencia de $X + Y$ resulta ser:

$$\begin{aligned} \mu_{X+Y}(x) &= [x - (a + A)] \div [(b + B) - (a + A)], (a + A) \leq x \leq (b + B) \\ \mu_{X+Y}(x) &= [(c + C) - x] \div [(c + C) - (b + B)], (b + B) \leq x \leq (c + C) \end{aligned} \quad [5.16]$$

Usando [5.16], $X + Y = [a + A, b + B, c + C]$, que es el mismo resultado que se obtiene aplicando el Principio de Extensión.

Antes de terminar, hay que hacer notar que, de forma similar a lo que sucede con los números difusos, el uso de la aritmética de intervalos tiene problemas que no son despreciables. Vamos a hablar de aquellos que, probablemente, son los más importantes.

En primer lugar, $I - I \neq 0$, a pesar de que el resultado sea un número centrado en 0. Puesto que $I_1 - I_2 = I_1 + (-I_2) = [a - d, b - c]$, y teniendo en cuenta que $-I_1 = [-b, -a]$, resulta que $I_1 - I_1 = I_1 + (-I_1) = [a, b] + [-b, -a] = [a - b, b - a] \neq [0, 0]$. Por ejemplo, si $I_1 = [2, 3]$, entonces $I_1 - I_1 = I_1 + (-I_1) = [2, 3] + [-3, -2] = [-1, 1]$ que, si bien es un intervalo centrado en cero, no es $[0, 0]$. Esta es la razón, por ejemplo, de que en la Figura 5.5 (centro) resulte ser $A+(C-A) \neq C$, si bien el resultado de esta operación es un número difuso centrado en el mismo valor que C (centrado en 7, pero con distintos valores extremos que C). De nuevo, al igual que sucede en el caso de los *singletons*, $I - I = (0, 0)$ para cualquier intervalo $I = [a, b]$, si $a=b$. Por ejemplo, $(3, 3) - (3, 3) = (0, 0)$.

Por otro lado, $I \div I \neq 1$, a pesar de que el resultado sea un número más o menos centrado en 1. Recordemos que $I_1 \div I_2 = [\min(a \div d, a \div c, b \div d, b \div c), \max(a \div d, a \div c, b \div d, b \div c)]$ (fórmula genérica en R , tomada de [5.10]). Por lo tanto, $I_1 \div I_1 = [\min(a \div b, a \div a, b \div b, b \div a), \max(a \div b, a \div a, b \div b, b \div a)]$.

$a \div a, b \div b, b \div a$]). En consecuencia, si $I_1 = [2, 3]$, entonces $I_1 \div I_1 = [\min(2 \div 3, 2 \div 2, 3 \div 3, 3 \div 2), \max(2 \div 3, 2 \div 2, 3 \div 3, 3 \div 2)] = [0,67; 1,5]$ que, si bien es un intervalo más o menos centrado en 1, no es $[1, 1]$. Esta es la razón, por ejemplo, de que en la Figura 5.5 (abajo) resulte ser $(C \div A) \times A \neq C$, si bien, de nuevo, el resultado de esta operación es un número difuso centrado en el mismo valor que C (centrado en 7, pero con distintos valores extremos que C). A pesar de ello, e igual que para la sustracción, paralelamente a lo que sucede con los *singletons*, este problema no existe para los intervalos de recorrido nulo; $I \div I = (1, 1)$ para cualquier intervalo $I = [a, a]$. Por ejemplo, $(3, 3) \div (3, 3) = (1, 1)$.

Finalmente, debe tenerse en cuenta que, si bien la aritmética de intervalos cumple las propiedades asociativa $(I_1 * (I_2 * I_3) = (I_1 * I_2) * I_3)$ y conmutativa $(I_1 * I_2 = I_2 * I_1)$, no cumple la distributiva $(I_1 * (I_2 \circ I_3) = (I_1 * I_2) \circ I_3)$. A pesar de ello, cumple la propiedad sub-distributiva, es decir, $I_1 * (I_2 \circ I_3)$ está incluido en $I_1 * I_2 \circ I_1 * I_3$. Por ejemplo, sean $I_1 = (1, 2)$, $I_2 = (2, 3)$ e $I_3 = (1, 4)$. Por un lado, $I_1 \times (I_2 - I_3) = (1, 2) \times [(2, 3) - (1, 4)] = (1, 2) \times (-2, 2) = (-4, 4)$. Por otro, $I_1 \times I_2 - I_1 \times I_3 = (1, 2) \times (2, 3) - (1, 2) \times (1, 4) = (2, 6) - (1, 8) = (-6, 5)$. Por tanto, $I_1 \times (I_2 - I_3) \neq I_1 \times I_2 - I_1 \times I_3$, pero $(-4, 4)$ está incluido en $(-6, 5)$; es decir, $I_1 \times (I_2 - I_3)$ está incluido en $I_1 \times I_2 - I_1 \times I_3$.

5.3.2.5. Conclusiones. Método de cálculo a emplear.

Como se ha visto, existen diferentes herramientas que pueden ayudar a realizar cálculos de aritmética difusa. Aquí se han referido los principales, y también se han analizado sus principales ventajas e inconvenientes.

Por un lado, como se vió en el el epígrafe 5.3.2.2, la aplicación del Principio de Extensión (PE) a variables discretas no es sencilla ni adecuada para un cálculo computacional, que es de lo que se trata aquí. Y como un modelo MIVES puede incluir variables discretas (véase el ejemplo de la Figura 5.8), el PE no es adecuado para nuestro propósito. Por su parte, las variables continuas pueden discretizarse para, luego, aplicar el PE. Pero esto puede conducir a resultados contrarios a la intuición, a menos que haya suficiente resolución en la discretización. Con todo ello se concluye que el PE no es adecuado para un cálculo computacional en la evaluación de la sostenibilidad con modelos MIVES.

Por otro lado, como se ha visto en el epígrafe 5.3.2.3, el método aproximado de aritmética difusa basado en el producto cartesiano, que se aborda en dicho epígrafe, permite hacer cálculos fáciles y rápidos, a mano y computacionalmente, siempre y cuando se trate de variables continuas que tengan la misma geometría. El cálculo se complica mucho cuando se trata de operar con números continuos de geometrías diferentes, porque las fórmulas a emplear dependen de la geometría del número difuso de que se trate. Para solucionar esto habría que generar una gran cantidad de fórmulas que permitieran operar con números de diferentes geometrías. Pero el asunto se complicaría mucho más al trabajar con modelos MIVES que incluyesen una mezcla de variables difusas discretas y continuas. Cada vez que se opera un número continuo con uno discreto el resultado es un número que tiene una geometría diferente a la de los dos números con los que se opera. Esto lleva a la imposibilidad del uso computacional del método para modelos MIVES mínimamente complejos, porque no es viable generar computacionalmente todas las fórmulas necesarias.

Finalmente, sólo quedan los métodos basados en alfa-cortes que, precisamente, están concebidos para el cálculo computacional. Aquí se ha hecho referencia al método Vertex, y se ha explicado con detalle el método DSW, que resulta de aplicación más sencilla que aquel. Por

tanto, a los efectos del método MIVES difuso, se puede usar una de estas dos técnicas, si bien se recomienda el empleo de la primera (DSW).

5.3.2.6. Información adicional.

El lector puede encontrar información adicional sobre la aritmética difusa y de intervalos, y sobre los métodos basados en alfa-cortes, en Dubois y Prade (1979), Kaufmann y Gupta (1985), Shapiro et al. (1997), Chang y Hung (2006), y Ross (2010). Se pueden obtener más detalles sobre la aritmética de los intervalos en Moore (1966, 1979), Hansen (1992), Petkovic y Petkovic (1998), Aliev et al. (2004), Sainudiin y Yoshida (2005), Chen y Wang (2009), Hladík et al. (2011), Moore et al. (2009), Han et al. (2010), Ross (2010), Dawood (2011), y Sainz et al. (2014).

5.4. MÉTODO MIVES DIFUSO GENERALIZADO.

Con objeto de resolver el mismo problema que en el capítulo anterior se abordó por medio del método MIVES probabilista generalizado, se ha diseñado un método híbrido basado en el método MIVES y la aritmética difusa. En adelante, este método se denominará método MIVES difuso generalizado. Como se verá, existen similitudes entre ambos.

5.4.1. Fases A a G. Construir el modelo MIVES determinista, y analizar su sensibilidad.

Las fases A a G, incluidas en la Figura 5.7 y previamente abordadas en el Capítulo 2, eran comunes a los métodos MIVES determinista y probabilista, y también lo son al método MIVES difuso. No hay particularidad alguna por el hecho de usar posteriormente un método basado en la aritmética difusa. Por tanto, se remite al lector a los capítulos anteriores para cualquier aspecto relacionado con estas fases.

5.4.2. Fase H1. Identificar las variables no deterministas del modelo.

La Fase H1 (Figura 5.7) consiste en identificar los indicadores del modelo que pueden verse afectados por una incertidumbre relevante, o por otros problemas relacionados con ella, ya referidos en el Capítulo 3. Se considerará variables difusas a estos parámetros. Cuando el problema se extiende también a los pesos y las funciones de valor, este método contempla la posibilidad de optar por varias alternativas que se resumen en los epígrafes 5.4.3.3 y 5.4.3.4.

Esta fase es similar a la Fase H1 del método MIVES probabilista, abordada en el capítulo anterior. Todas las cuestiones mencionadas para dicho método también son aplicables aquí. Muy resumidamente:

- Identificación de causas, incertidumbre y consecuencias de posibles oportunidades y que podrían dar lugar a diferencias significativas en el valor que puede tomar cada indicador de sostenibilidad, con respecto al valor previsto o modal, con la ayuda de los métodos allí referidos, resumidos en la Figura 4.2 del capítulo anterior: análisis de documentos del proyecto, de hipótesis y restricciones asumidas, etc.

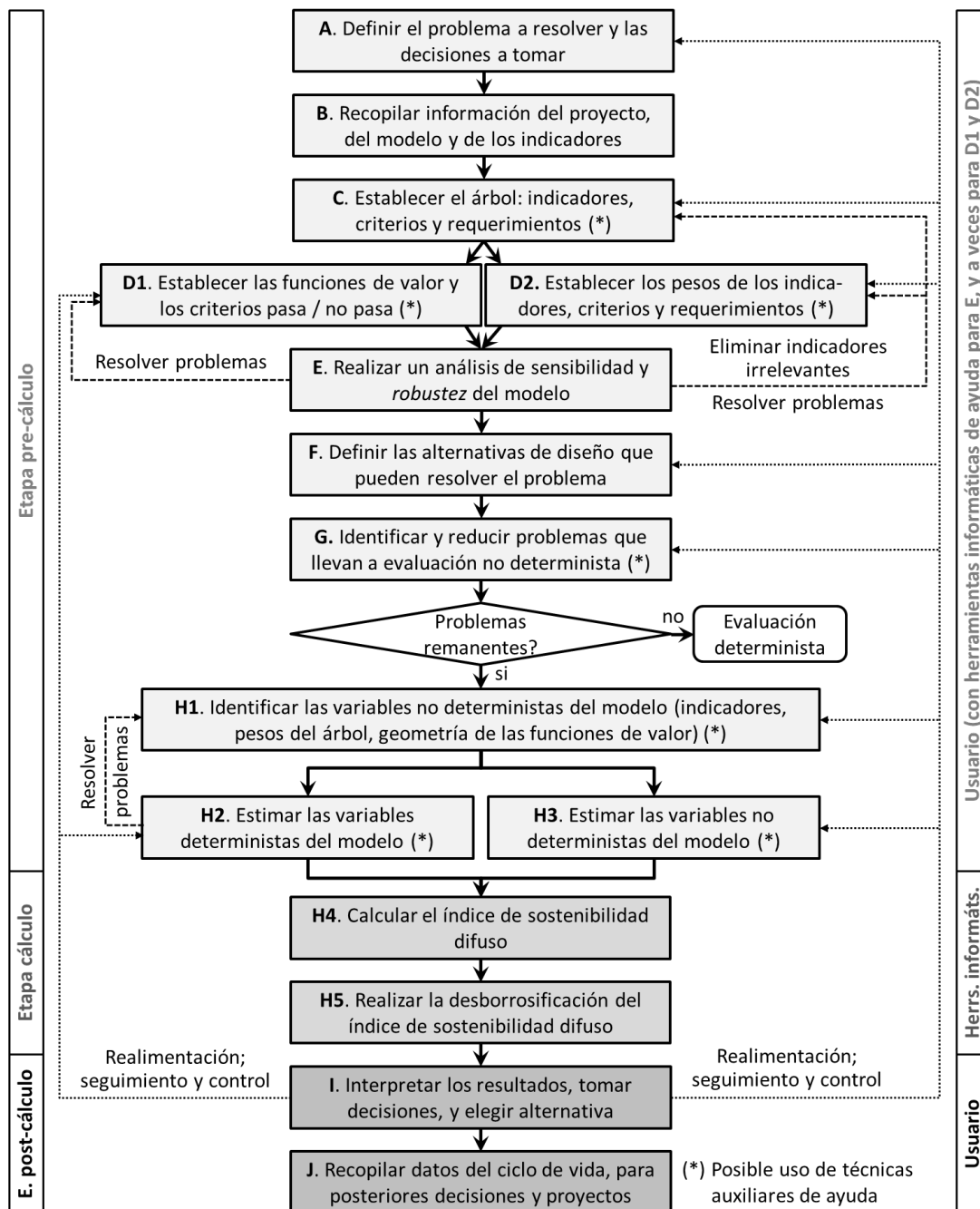


Figura 5.7. Diagrama básico de flujo del método MIVES difuso generalizado.

- Tratar como probabilistas solamente aquellos parámetros que se vean suficientemente afectados por estos problemas, siempre y cuando dichas variables tengan influencia relevante sobre el modelo. Realizar un análisis de sensibilidad del modelo MIVES determinista permitirá dejar clara dicha influencia.
- Pesos y funciones de valor serán considerados como no deterministas cuando haya suficiente incertidumbre, o bien discrepancias, normalmente causadas por la subjetividad remanente.

Para una información más detallada, se remite al lector al epígrafe 4.4.2 del capítulo anterior, relativo a la Fase H1 del método MIVES probabilista.

5.4.3. Fases H2 y H3. Estimación de los parámetros del modelo.

5.4.3.1. Aspectos generales.

Tras completar la Fase H1, lo siguiente es estimar los valores que tomarán las variables deterministas y no deterministas (fases H2 y H3, respectivamente). Se trata de procesos similares a los de las fases H2 y H3 del método MIVES probabilista, explicadas en el capítulo anterior. Salvo la diferencia que supone usar conjuntos difusos en vez de funciones de distribución, el resto de asuntos mencionados para aquel método también son aplicables aquí. Resumidamente:

- Posible empleo de bases de datos históricas para estimar objetivamente las variables del modelo.
- Cuando esto no sea posible, realización de un análisis de ciclo de vida (ACV) ambiental informatizado, recurriendo a software y bases de datos comerciales, que a veces también permiten estimar indicadores sociales de generación de empleo y siniestralidad. Recuérdese que esto no ha sido posible en esta Tesis.
- Uso de diversas técnicas de ayuda ya referidas en aquel capítulo, resumidas en la Figura 4.2 de dicho capítulo: análisis de documentos del proyecto, de hipótesis y restricciones asumidas, etc.
- Realización de estimaciones subjetivas basadas en el juicio de profesionales expertos, con conocimientos y experiencia adecuados, de forma individual, mediante entrevistas o tormenta de ideas, o bien en grupo, empleando el método Delphi o las técnicas de grupos nominales o tormenta de ideas. Posible uso de los listados de riesgos y oportunidades (ver Fase H1) para que estos profesionales estimen los tres valores clave de un número triangular (máximo, mínimo y más frecuente).

Se remite al lector al epígrafe 4.4.3 del capítulo anterior, relativo a las fases H2 y H3 del método MIVES probabilista, para una información más detallada de estos aspectos generales.

Cumple ahora hablar de la forma de convertir las estimaciones realizadas en conjuntos difusos útiles para el cálculo.

Pero antes de seguir adelante, hay que aclarar que en este método no existe una fase para identificar correlaciones entre variables. La razón de ello es que, a diferencia de la simulación estocástica, en la cual se genera un solo posible escenario futuro en cada iteración de la

simulación, aquí se opera con números difusos completos, que contemplan todos los posibles escenarios futuros.

Se hace notar, sin embargo, que la identificación de correlaciones sí es necesaria como parte del método MIVES determinista (Fase E de todos los métodos MIVES), que al fin y al cabo constituye la primera parte de los dos métodos no deterministas presentados en esta Tesis, cuando se decide realizar un análisis de sensibilidad completo (véase el Capítulo 2). La Fase H4 de MIVES probabilista, dedicada a identificar correlaciones entre indicadores, existe como tal para el caso de que, en la Fase E de análisis de sensibilidad y *robustez*, común a todos los métodos, se realice un análisis simple de sensibilidad, basado solamente en los pesos absolutos de cada indicador, análisis para el cual no es necesario considerar las posibles correlaciones entre indicadores.

5.4.3.2. Indicadores.

Cumple ahora aclarar la forma de considerar la incertidumbre, la subjetividad, y el resto de problemas tratados en el Capítulo 3, a la hora de estimar los indicadores difusos de sostenibilidad.

En cuanto a los indicadores continuos, una forma sencilla de hacerlo es emplear números difusos triangulares, para los cuales sólo hay que estimar el valor mínimo, el máximo y el “más posible” ($\alpha=1X$), es decir, el que tiene mayores posibilidades de ocurrir y, por tanto, el más frecuente, que es la moda. Por tanto, en lugar de utilizar funciones de probabilidad triangulares y simulación estocástica, se emplearán números difusos triangulares y operaciones de aritmética difusa, con los mismos valores característicos (mínimo, modal y máximo).

Las razones para el uso de números triangulares son similares a las esgrimidas por Williams (1992) cuando recomienda el uso de una función de probabilidad triangular en caso de desconocimiento de la geometría real de dicha función. En ausencia de bases de datos históricas que permitan ese conocimiento, que es la situación habitual en nuestro caso, los números difusos triangulares:

- Son fáciles de entender.
- Son fáciles de estimar, ya que sólo requieren una estimación de los valores extremos, mínimo y máximo ($\alpha=0X$), así como del valor “más posible” ($\alpha=1X$; la moda).
- Permiten utilizar el valor más probable (modal) como valor “más posible” del número difuso ($\alpha=1X$). Esto simplificará las cosas ya que, debido a las características del cerebro humano, en la vida cotidiana los valores repetitivos (modales) se almacenan de forma fácil en la mente humana.
- Pueden configurarse como asimétricos, para reflejar adecuadamente la realidad. Esto se debe a que, a menudo, en la realidad, la diferencia entre mínimo y moda no es igual a la que hay entre moda y máximo. Esto se puede reflejar con un número difuso triangular, que puede ser simétrico o asimétrico, porque en él las distancias entre $\alpha=1X$ y los extremos del intervalo definido por $\alpha=0X$ pueden ser las que el usuario desee.

Se pueden utilizar números triangulares difusos en lugar de distribuciones triangulares cerradas cuando los expertos están seguros de sus estimaciones extremas. Cuando dichos profesionales pueden cometer pequeños errores de estimación, no hay números difusos similares a las distribuciones triangulares abiertas (trigen; Hillson y Simon 2007). En este caso, en primer lugar, se debe estimar el potencial error; por ejemplo, supóngase que se estima que dicho error puede

ser del orden del 5% para el mínimo, y del 20% para el máximo (-5%/+20%). Los números triangulares difusos que se utilicen tendrán entonces valores extremos con el correspondiente aumento sobre las estimaciones de los expertos; así, en el ejemplo que se estaba comentando (-5%/+20%), se hará que $\alpha=0$ Nd = (0,95 × estim_{min}; 1,20 × estim_{max}).

En el caso de las variables continuas cuyos potenciales valores tengan la misma posibilidad de ocurrir (que tengan la misma probabilidad), en lugar de distribuciones uniformes de probabilidad se pueden utilizar intervalos, que es lo mismo que usar conjuntos no difusos (no existen números difusos rectangulares, como se ha comentado en el epígrafe 5.3.1.1; véase la Figura 5.1, izda.). A efectos de cálculo, tanto el intervalo [int_i^{min}, int_i^{max}], como el correspondiente conjunto no difuso, pueden establecerse como un número difuso trapezoidal del tipo Nd = (int_i^{min}, int_i^{min}, int_i^{max}, int_i^{max}) (Figura 5.1, izda.).

En cuanto a los indicadores discretos, estos se representarán mediante conjuntos difusos discretos específicos (Figura 5.8), que se van a explicar a continuación. Por ejemplo, un indicador puede estar relacionado con la certificación ambiental de un contratista o proveedor.

- Supóngase que las potenciales alternativas son: (1) que el suministrador tenga certificado EMAS, (2) que esté certificado ISO-14001, o (3) que no tenga ninguna de estas certificaciones.
- Supóngase también que, a efectos de la evaluación de la sostenibilidad, se va a usar una puntuación específica para evaluar este indicador, que consiste en otorgar 100 puntos (sobre 100) si el suministrador está certificado EMAS, 65 si está certificado ISO-14001, y puntuación nula en otro caso.
- Sea ahora la evaluación de un sistema de calefacción concreto para un edificio, a instalar por la oportuna empresa instaladora.
 - Supongamos que se estima que las probabilidades de que la empresa instaladora esté en los casos anteriores (EMAS, ISO, otros) son de (30%, 70%, 0%) (Figura 5.8).
 - El correspondiente histograma de probabilidad puede convertirse en un conjunto difuso discreto.
 - Pero ese conjunto difuso, formado por las tres puntuaciones (0, 65, 100), con valores de pertenencia (0; 0,7; 0,3), respectivamente, ni es convexo (ni siquiera es continuo), ni es normal, ya que no existe un alfa-corte cuyo valor de pertenencia sea 1.
 - La solución que se propone es normalizar el conjunto difuso de la variable discreta, y usar métodos de cálculo basados en la aritmética de alfa-cortes, que permiten operar con facilidad estos conjuntos discretos. Se han explorado otros métodos, pero sólo éste ha dado buenos resultados. Por tanto, el conjunto difuso que se utilizará en los cálculos tendrá los mismos valores (0, 65, 100), pero ahora con valores de pertenencia (0; 1; 0,43) (Figura 5.8).

En general, para las variables discretas con dos o más alternativas posibles, se puede utilizar este tipo de conjuntos difusos discretos, en lugar de las funciones de probabilidad discretas de Bernoulli y generales que se usan en la simulación estocástica. El usuario puede estimar las probabilidades de cada uno de los potenciales valores de la variable no determinista, y la función de probabilidad discreta se convertirá entonces en un conjunto difuso normalizado, como se ha explicado aquí. Mientras tanto, las variables deterministas se representarán como *singletons*. Si existen bases de datos que contengan suficiente información para establecer una estimación

objetiva de los potenciales valores que puede tomar el indicador, podrían utilizarse números difusos con otras geometrías.

No debería ser un problema si los números borrosos estimados subjetivamente tienen una geometría que no se ajusta perfectamente a la realidad potencial. Si las estimaciones de los parámetros clave ($\alpha=0$ Nd y $\alpha=1$ Nd; valores mínimo, máximo y más frecuente) son fiables, es mejor emplear modelos difusos en lugar de modelos deterministas, ya que aquellos permiten captar la complejidad de la realidad mejor que estos.

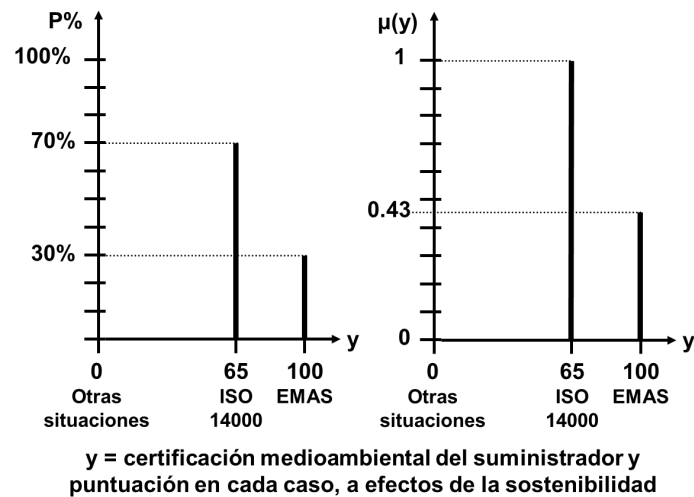


Figura 5.8. Ejemplo de función de probabilidad (izda.) y del correspondiente conjunto difuso (dcha.) para su uso en el caso de una variable discreta.

5.4.3.3. Funciones de valor.

En cuanto a posibles discrepancias de los evaluadores con respecto a la geometría de las funciones de valor continuas, u otros problemas que lleven a la necesidad de considerarlas como no deterministas, la primera opción es usar números difusos triangulares (a, b, c), o bien segmentos o conjuntos no difusos, en ambos casos expresados en la forma de números difusos trapezoidales del tipo (a, a, b, b), para los parámetros A_i , m_i , y n_i de la fórmula de la función de valor continua (fórmula [2.6] del Capítulo 2).

De esta manera el cálculo tendría en cuenta una gama de posibles funciones de valor situadas entre dos geometrías extremas. Esto implica que se tendrán en cuenta todas las posibles funciones de valor intermedias a dichas geometrías extremas.

Como en el caso de la simulación, como se dijo en el capítulo anterior y en el epígrafe 5.3.2.2 del presente capítulo, es necesario tener mucho cuidado con esto, porque puede llevar al empleo de funciones de valor que no se corresponden con los deseos de los expertos que realizan la evaluación. Por tanto, no se recomienda esta opción.

Una segunda opción, que se considera mejor que la anterior por lo que se acaba de explicar, es calcular el Índice de Sostenibilidad (IS) difuso con la propuesta de funciones de valor no difusas de un determinado experto, luego calcular un segundo IS difuso con la propuesta de funciones

de valor de otro experto, y así sucesivamente. Tras ello, se calculará la media ponderada de dicho conjunto de IS difusos, dando a cada IS un peso que dependerá de los conocimientos y experiencia del experto cuya propuesta de funciones de valor se ha usado. Siendo IS_i el conjunto de IS difusos calculados, y p_i el peso considerado para cada experto, el IS difuso resultante será $IS = [\sum (IS_i \times p_i)] \div \sum p_i$.

Los pesos p_i pueden ser números no difusos o bien, si existiese subjetividad o incertidumbre relevante a la hora de evaluar los conocimientos y la experiencia de los expertos, podrían usarse números difusos triangulares, o bien intervalos expresados mediante un número difuso trapezoidal del tipo (a, a, b, b) . De todas formas, recordando que en la aritmética difusa y en la aritmética de intervalos $A \div A \neq 1$ y que, por tanto, $\sum p_i \div \sum p_i \neq 1$, la fórmula anterior ($IS = [\sum (IS_i \times p_i)] \div \sum p_i$) funcionará bien si p_i son números no difusos, y no tan bien si son números difusos, si bien es cierto que el resultado será un IS difuso adecuadamente centrado.

En el caso de funciones de valor discretas no hay posibilidad de usar la primera de estas dos opciones, pero puede usarse la segunda. Por tanto, si en un modelo hubiese funciones de valor continuas y discretas, lo oportuno es usar la segunda alternativa.

En el caso recomendado de usarse esta segunda opción, para aplicar el método DSW de aritmética difusa hará falta usar las siguientes operaciones de aritmética de intervalos (tomadas del bloque de fórmulas [5.10] del epígrafe 5.3.2.4), para $\{a, b, c, d\} \in R$:

Suma: $I_1 + I_2 = [a + c, b + d]$

Cambio de signo: $-I_2 = [-d, -c]$

Sustracción: $I_1 - I_2 = I_1 + (-I_2) = [a - d, b - c]$

Multiplicación por una constante positiva: $k \times I_2 = [k \times c, k \times d]$, $k \geq 0$

Multiplicación: $I_1 \times I_2 = [\min(a \times c, a \times d, b \times c, b \times d), \max(a \times c, a \times d, b \times c, b \times d)]$

División: $I_1 \div I_2 = [\min(a \div d, a \div c, b \div d, b \div c), \max(a \div d, a \div c, b \div d, b \div c)]$

Potenciación. Número e elevado a un número difuso: $e^{I_1} = [e^a, e^b]$

Potenciación. Número difuso elevado a una constante:

$I_1^n = [a^n, b^n]$, n impar

$I_1^n = [a^n, b^n]$, n par, $a \geq 0$

$I_1^n = [b^n, a^n]$, n par, $b < 0$

$I_1^n = [0, \max(|a|^n, |b|^n)]$, n par, $a < 0, b \geq 0$

Valor absoluto:

$|I_1| = [\min(|a|, |b|), \max(|a|, |b|)] = [a, b] = I_1, a \geq 0$

$|I_1| = [\min(|a|, |b|), \max(|a|, |b|)] = [b, a] = -I_1, b < 0$

$|I_1| = [0, \max(|a|, |b|)]$, $a < 0, b \geq 0$

Queda una tercera alternativa, que en realidad se sale del alcance de este capítulo, porque no está basada en la aritmética difusa, y que se sale del alcance de la propia Tesis. Se trata de abordar un enfoque difuso para todo, menos para las funciones de valor (y, si se desea, para los pesos), para las cuales se emplearía un enfoque basado en la simulación estocástica, como el que se ha visto en el capítulo anterior. Esto podría hacerse también con los pesos. Como se ve, esto supone un método híbrido difuso-estocástico. Se hablará brevemente de este asunto en un epígrafe específico al final de este capítulo.

5.4.3.4. Pesos.

Por último, la subjetividad, la incertidumbre, u otros problemas, pueden llevar a la necesidad de considerar como no deterministas las ponderaciones de los indicadores (γ_i), criterios (β_i) y requerimientos (α_i). Al igual que en el método MIVES probabilista, antes de optar por otras posibilidades, se puede utilizar un Proceso Analítico Jerárquico (AHP) convencional, de acuerdo con lo ya explicado en el Capítulo 2. Esto siempre ayuda a disminuir las diferencias entre los diversos expertos que intervienen en el establecimiento de pesos. Si las discrepancias no se resuelven de esta forma se recurrirá a un método difuso.

El uso de números continuos difusos para los pesos no puede aplicarse directamente aquí. La suma de los diferentes pesos para cada rama del árbol debe ser del 100% (valor no difuso). Desafortunadamente, la suma de varios números continuos difusos en R^+ no puede ser un valor no difuso. Aunque podría suceder que $\sum^{\alpha=1} \gamma_i = \sum^{\alpha=1} \beta_i = \sum^{\alpha=1} \alpha_i = 100\%$, este no será el caso para los otros alfa-cortes ($\sum^{\alpha<1} \gamma_i \neq 100\%$, $\sum^{\alpha<1} \beta_i \neq 100\%$, and $\sum^{\alpha<1} \alpha_i \neq 100\%$).

La aritmética difusa convencional se ha abordado en el epígrafe 5.3 de este capítulo. Como ya se ha comentado, y como reconocen Klir (1997) y otros autores, su aplicación conduce a resultados discutibles; recordemos que $A-A \neq 0$ y $A \div A \neq 1$, por mucho que el resultado sea un número centrado o más o menos centrado en los números difusos 0 y 1, respectivamente.

La aritmética difusa con restricciones impuestas (*fuzzy arithmetic with requisite constraints*; Klir 1997, Tsao 2012) trata de resolver este tipo de problemas, y podría utilizarse para resolver el que aquí se explica. Sin embargo, esto complicaría en exceso el método de cálculo (véase, por ejemplo, Tsao 2012), sin asegurar una solución adecuada del problema. Por otra parte, si bien algunos autores han reconocido la necesidad de revisar la aritmética difusa estándar para resolver los problemas aludidos, otros no están de acuerdo (Klir 1997).

Una forma viable de considerar la incertidumbre en los pesos pasa por la realización de un proceso de AHP difuso (Buckley 1985, Chang 1996, Kwong y Bai 2002, Kordi 2008, Pan 2008, Sipahi y Timor 2010, Chan et al. 2013, Chou et al. 2013, Ertay et al. 2013, Kepaptsoglou et al. 2013). En este método, la matriz de decisión A se construye utilizando números triangulares difusos como, por ejemplo, los de la Figura 5.9.

El siguiente paso consiste en encontrar los valores propios difusos de la matriz A , empleando métodos de cálculo basados en la aritmética difusa. Se pueden obtener diferentes pesos haciendo variar el valor de α ; es decir, utilizando diferentes alfa-cortes. Tras ello se establece una matriz de decisión A definitiva, y los correspondientes pesos no difusos, empleando procesos específicos de desborrosificación. En las referencias antes citadas se proporcionan más detalles sobre el método, así como posibles alternativas a algunas de sus partes.

Sin embargo, el propio Saaty (Saaty 2006.b, Saaty y Tran 2007, 2010) está en contra del AHP difuso. Por un lado, afirma que las opiniones de los expertos, representadas numéricamente en AHP, ya son difusas: *“when judgments are allowed to vary in choice over the values of a fundamental scale, as in the Analytic Hierarchy Process, these judgments are themselves already fuzzy”* (cuando se permite que las opiniones varíen a la hora de elegir valores de una escala fundamental, como sucede en el Proceso Analítico Jerárquico, esas opiniones ya son difusas en sí mismas). Después de experimentar con ambos métodos (AHP y AHP difuso), Kordi (2008) concluye que existe cierta incertidumbre intrínseca en AHP, lo que coincide en buena medida con esta afirmación de Saaty.

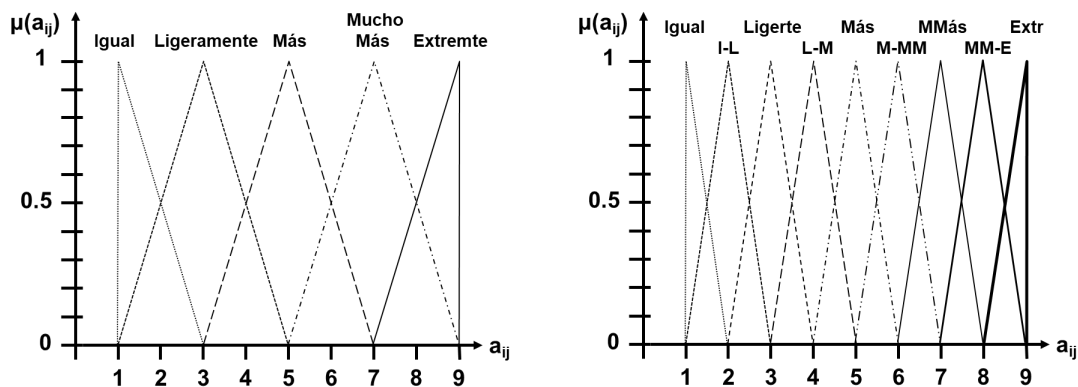


Figura 5.9. Ejemplos de números difusos para su uso en la definición del parámetro a_{ij} de la matriz A , para establecer la importancia del indicador i con respecto al indicador j , en un proceso de AHP difuso (Igualmente Importante; Ligeramente Más Importante; etc.).

Por otro lado, Saaty dice que no hay ninguna prueba teórica de que la borrosificación de los datos de comparación de la importancia de unos y otros indicadores conduzca a mejores resultados. Por tanto, no se puede probar que el AHP difuso sea una idea infalible. Además, considera que las diferencias entre ambos métodos no son importantes. Otros autores han encontrado que las diferencias entre ambos métodos son ligeras. A este respecto, Kepaptsoglou et al. (2013) indican que las diferencias en los pesos resultantes podrían alcanzar el 8%. Kordi y Brandt (Kordi 2008, Kordi y Brandt 2012) han realizado comparaciones prácticas y también han llegado a la conclusión de que las diferencias son reducidas. También han concluido que esas diferencias aumentan cuando aumenta el nivel de incertidumbre. Es decir, cuanto mayor sea el nivel de borrosificación introducido en el AHP difuso, mayores serán esas diferencias. Kordi y Brandt han observado que estas diferencias pueden llegar a afectar a las decisiones finales.

Por último, Saaty considera que hacer más difusas las opiniones difusas no conduce a mejores resultados. Incluso dice que se puede llegar a uno peor. De hecho, Saaty y Tran ofrecen ejemplos específicos en los cuales el AHP difuso no conduce a mejores resultados que el AHP convencional. Citan a otros autores que también hicieron experimentos y obtuvieron resultados similares. A pesar de ello, a menudo es imposible saber cuál de los resultados obtenidos por ambos métodos es mejor, ya que no se puede establecer unos pesos de referencia para comparar los resultados a los que se llega con ambos métodos. Tampoco suele ser posible experimentar con las otras alternativas, llevando todas a cabo, con objeto de sacar conclusiones de la realidad. De todas formas, algunos autores (por ejemplo, Kordi 2008) han realizado comparaciones concluyendo que, en general, la aplicación de ambas técnicas conduce a resultados igualmente aceptables.

En nuestra opinión, tras todo lo que se ha dicho aquí, no merece la pena emplear el AHP difuso en nuestro caso, si bien se necesita más investigación sobre este asunto. Deben generarse proyectos de investigación cuyo objetivo sea encontrar respuestas definitivas a las preguntas que se han resumido aquí. Por todo lo dicho, dicha investigación debe ocuparse principalmente

de posibles pruebas teóricas y de la experimentación con la realidad. Las futuras aplicaciones deben tener en cuenta que AHP es sensible al nivel de borrosificación, y que esto puede llevar a los decisores a escoger opciones diferentes.

Dicho todo lo anterior, en este caso se recomienda emplear la segunda opción que se propuso para considerar no deterministas las funciones de valor. Es decir, calcular tantos Índices de Sostenibilidad (IS) difusos como propuestas de pesos no difusos planteen los expertos consultados, y luego calcular la media ponderada de dicho conjunto de IS difusos, dando a cada IS un peso que dependerá de los conocimientos y experiencia del correspondiente experto. Al igual que para las funciones de valor, siendo IS_i el conjunto de IS difusos calculados, y p_i el peso establecido para cada experto, el IS difuso resultante será $IS = [\sum (IS_i \times p_i)] \div \sum p_i$. De nuevo, por la misma razón ($A \div A \neq 1$) que se expuso al hablar de funciones de valor en el epígrafe anterior, esta fórmula ($IS = [\sum (IS_i \times p_i)] \div \sum p_i$) funcionará bien si p_i son números no difusos, y no tan bien si son números difusos, si bien es cierto que el resultado será un IS difuso adecuadamente centrado. Con respecto al hecho de que este proceso que se acaba de comentar haya que realizarlo tanto con los pesos como las funciones de valor, normalmente lo oportuno es hacerlo con ambos a la vez, ya que los expertos suelen ser los mismos.

Queda una última alternativa, que se corresponde con la tercera opción del epígrafe anterior y que, de nuevo, se sale del alcance de este capítulo del de la propia Tesis. Consiste en el empleo de un método híbrido difuso-estocástico, adoptando un enfoque difuso para todo, menos para los pesos, para los cuales se emplearía un enfoque basado en la simulación estocástica, como el del capítulo anterior. Recuérdese que esto podría hacerse también con las funciones de valor, y que en un epígrafe posterior se hablará brevemente de este tipo de métodos híbridos difuso-estocásticos.

5.4.4. Fase H4. Cálculo del índice de sostenibilidad difuso.

La siguiente fase (Fase H4) consiste en realizar cálculos difusos según lo explicado en el epígrafe 5.3.2.4, empleando el método DSW para obtener el Índice de Sostenibilidad (IS) difuso. Como se ha explicado anteriormente, este método se basa en la realización de operaciones de aritmética de intervalos con los alfa-cortes de los diversos números difusos del modelo MIVES (Ross 2010).

De nuevo, al igual que en el método MIVES probabilista, es esencial que las variables difusas tengan valores ajustados a la realidad. Como mínimo, las estimaciones de $\alpha=0X$ y $\alpha=1X$ deben ser realistas (mínimo y máximo, y valor más frecuente). Asimismo, no es estrictamente necesario que la geometría de estos números difusos se ajuste perfectamente a los potenciales hechos reales. Los modelos no deterministas tratan la complejidad de la realidad mejor que los deterministas. Si las estimaciones de los parámetros clave ($\alpha=0X$ y $\alpha=1X$) son fiables, es mejor aplicar este método, o el basado en la simulación estocástica (capítulo anterior), en lugar de emplear meros modelos deterministas.

En cuanto al uso de los resultados del cálculo, la representación gráfica del IS difuso debe mostrarse a los usuarios. Esto les permitirá identificar rápidamente algunos resultados no difusos de importancia clave: el IS mínimo, el máximo, y el que tiene más posibilidades de ocurrir (IS_{\min} , IS_{\max} y $\alpha=1IS$; véase el epígrafe siguiente). No obstante, para ayudar a los decisores de forma más eficaz, es preferible ofrecerles también un conjunto complementario de parámetros no

difusos que puedan comprender fácilmente, y que les aporte más información de utilidad en la toma de decisiones.

5.4.5. Fase H5. Desborrificación.

Eso significa que se necesita un proceso de desborrificación (Fase H5). En este caso, si el modelo MIVES incluye variables continuas y discretas, el IS será un número difuso diferente a todos los vistos hasta ahora. Estará formado por segmentos y tendrá una forma (Figura 5.10) que recordará al histograma de probabilidad obtenido mediante la aplicación del método MIVES probabilista.

Hay diversos parámetros de utilidad para el usuario. Los más obvios, antes aludidos, son los potenciales valores mínimo y máximo del IS ($\alpha=0$ IS). Además, el rango de valores correspondiente a $\alpha=1$ IS puede denominarse el “rango más posible de valores de IS”, es decir, el que tiene más posibilidades de incluir el IS que finalmente ocurra en la realidad. Esto puede complementarse con el valor central de este rango.

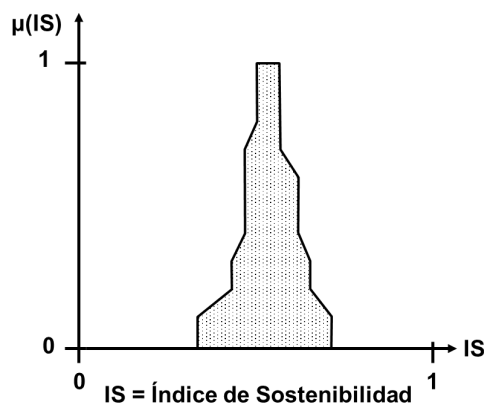


Figura 5.10. Ejemplo de resultado de la aplicación del método generalizado MIVES difuso.

Hay otros parámetros importantes que darán a los responsables de la toma de decisiones una idea del efecto de la incertidumbre sobre el posible valor del IS final, real; y por lo tanto, del riesgo de no cumplir el objetivo de sostenibilidad establecido. Esto ayudará en la posterior toma de decisiones. Se sugiere utilizar los siguientes parámetros, con similitudes a algunos de los parámetros resultantes de una simulación estocástica (Monte Carlo).

El primero es la diferencia entre los potenciales valores mínimo y máximo del IS ($\alpha=0$ IS). Es decir, el rango del IS (Figura 5.11); cuanto más amplio sea el rango, mayor será la incertidumbre. Otro parámetro de interés es el área del IS difuso (A_{IS} ; Figura 5.11); cuanto mayor sea dicha área, mayor será la incertidumbre.

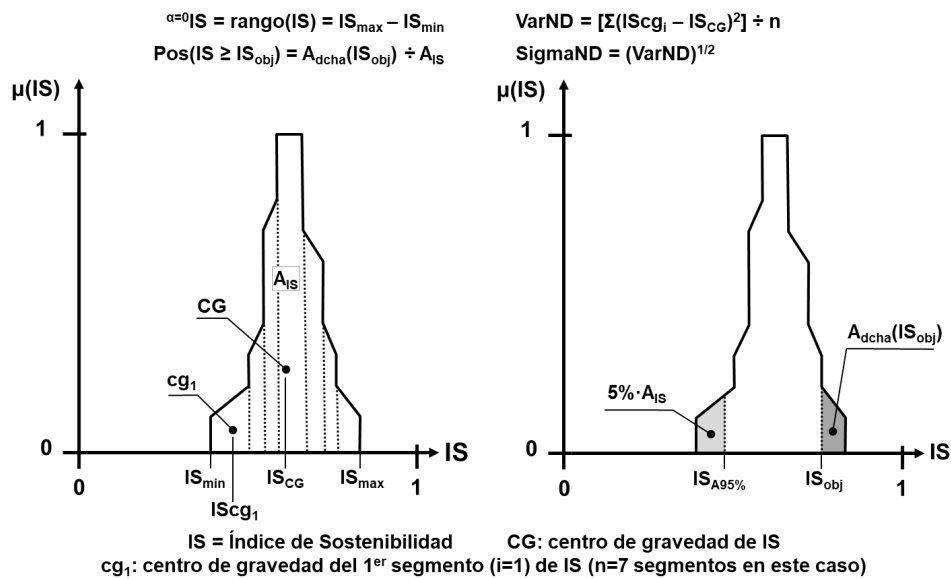


Figura 5.11. Parámetros de desborrosificación propuestos.

También resulta de interés utilizar el promedio de las diferencias, elevadas al cuadrado, entre el centro de gravedad de varios segmentos del IS difuso (IS_{cg_i} , para $i = 1$ hasta $i = n$, siendo n el número de segmentos del IS difuso) y su centro de gravedad global IS_{CG} . A este valor se le puede llamar varianza del número difuso (VarNd; Figura 5.11):

$$\text{VarNd} = [(\text{IS}_{\text{cg}_1} - \text{IS}_{\text{CG}})^2 + (\text{IS}_{\text{cg}_2} - \text{IS}_{\text{CG}})^2 + \dots + (\text{IS}_{\text{cg}_n} - \text{IS}_{\text{CG}})^2] \div n \quad [5.17]$$

De forma similar al caso de la simulación estocástica, el usuario también puede utilizar la raíz cuadrada de VarNd (SigmaNd). Cuanto mayores sean VarNd y SigmaNd, más alta será la incertidumbre.

Otro parámetro interesante ($\text{IS}_{\text{A}95\%}$; Figura 5.11) es el IS que deja a su derecha el 95% del área total del IS difuso (A_{IS}). Se trata de un valor conservador similar al valor del SI correspondiente con un nivel de confianza del 95%, resultante de una simulación estocástica; es decir, similar al percentil del 95%. Estos valores ayudan a establecer estimaciones suficientemente prudentes del potencial IS final, real. El concepto de $\text{IS}_{\text{A}95\%}$ puede generalizarse, y pueden calcularse otros parámetros similares, cuyos valores dejen a su derecha diferentes porcentajes del área del IS difuso (50%, 85%, etc.; $\text{IS}_{\text{A}p\%}$). Estos parámetros son parecidos a los percentiles de una simulación estocástica.

Hay un último parámetro que es de gran interés: el relacionado con la posibilidad de alcanzar un IS determinado. Se calcula como el cociente entre el área que queda a la derecha del IS objetivo (IS_{obj}) y el área total (A_{SI}) del IS difuso (Figura 5.11), expresado como porcentaje:

$$\text{Pos}(\text{IS} \geq \text{IS}_{\text{obj}}) = A_{\text{dcha}}(\text{IS}_{\text{obj}}) \div A_{\text{IS}} \quad [5.18]$$

Como se ve, hay semejanzas entre el IS difuso y los histogramas de probabilidad obtenidos mediante simulación estocástica, y también entre los parámetros de desborrosificación, aquí propuestos, y sus equivalentes probabilistas:

- El intervalo modal del resultado de la simulación, y $\alpha=1$ IS.
- La media y el IS_{CG} .
- La varianza y $VarNd$.
- La desviación estándar y $SigmaNd$.
- El percentil del 95% y el $IS_{A95\%}$.
- Los percentiles y los valores de $IS_{Ap\%}$.
- $P(IS \geq IS_{obj})$ y $Pos(IS \geq IS_{obj})$ (probabilidad y posibilidad).

A pesar de estos parecidos, los parámetros de desborrosificación aquí propuestos no llevan a los mismos valores que sus equivalentes probabilísticos. En cualquier caso, normalmente adoptarán valores consistentes, cercanos a los resultantes de la simulación (del Caño et al. 2016).

5.4.6. Fase I. Interpretar los resultados, tomar decisiones, y elegir alternativa.

En la siguiente fase (Fase I), el usuario analiza los parámetros del gráfico del IS difuso y los que resultan de la desborrosificación antes mencionada, y toma las decisiones pertinentes. Al igual que en el método MIVES probabilista, las fases H2 a H5 se realizan de forma periódica, en diferentes momentos del ciclo de vida del proyecto o del producto, y cuando hay cambios importantes en el proyecto o en el producto. Ello produce una actualización del cálculo del Índice de Sostenibilidad (IS) difuso, y de sus parámetros básicos, generados en la desborrosificación. Es decir, al igual que sucede con la evaluación determinista y con MIVES probabilista, el método MIVES difuso supone un proceso iterativo.

Por lo demás, esta fase es la misma que la Fase I de MIVES probabilista, con algunas variaciones que no alteran su misión. Resumidamente:

- Se optará por cifras prudentes para el objetivo de sostenibilidad del proyecto, del orden del 80-90% de posibilidad (POS; en vez de probabilidad), comunicando al equipo de proyecto cifras más optimistas, del orden de IS_{CG} (en vez de la media) o de $IS_{A50\%}$ (en vez de la mediana, o percentil del 50%).
- Al igual que con MIVES probabilista, teniendo en cuenta que la incertidumbre es dinámica, para gestionar adecuadamente el objetivo de sostenibilidad del proyecto, el analista deberá realizar nuevos cálculos en diferentes momentos del proyecto y del ciclo de vida del producto, realimentando el modelo con la nueva información disponible y con las nuevas medidas adoptadas.
 - Puede suceder que determinados indicadores deterministas o probabilistas cambien de valor, y haya que volver a las fases H2 o H3.
 - Si desaparecen algunas incertidumbres o aparecen otras nuevas, habrá que volver a la Fase H1.
 - También puede observarse, al analizar los resultados del cálculo, que el valor de $SigmaNd$ (similar a la desviación típica) del IS es demasiado elevado, alertando de que la incertidumbre es excesiva. En este caso habrá que volver a la Fase G, para reducir la incertidumbre, por ejemplo, mediante una estimación más precisa de los indicadores.

- Al contrario, en momentos avanzados del ciclo de vida del producto y, en todo caso, al final del mismo, en que la incertidumbre general haya disminuido mucho, o incluso haya desaparecido, habrá que volver a la Fase G para, si fuese oportuno, dejar los cálculos probabilistas y pasar a los meramente deterministas.
- Al igual que en el caso de una evaluación determinista, pueden darse otras situaciones, recogidas en el epígrafe de la Fase I del método MIVES determinista, en el Capítulo 2, que lleven a la necesidad de volver a las fases F, D1, D2, C o A. Se remite al lector al Capítulo 2 para más información al respecto.

Por otro lado, se remite al lector al epígrafe 4.4.7 del capítulo anterior, relativo a la Fase I de MIVES probabilista, para mayor detalle de los aspectos que aquí se han resumido.

5.4.7. Fase J. Recopilar datos del ciclo de vida, para posteriores decisiones y proyectos.

Al igual que en el método MIVES probabilista, la fase final (Fase J) es de gran importancia. Es vital recopilar datos reales acerca del producto final del proyecto de que se trate, y del resto de proyectos abordados, generando bases de datos históricas. Esto permitirá, en el futuro, perfeccionar los modelos de sostenibilidad y estimar más eficazmente sus diferentes variables. Ello podría significar el uso de números difusos con formas diferentes a las sugeridas en este capítulo. No obstante, el método que se presenta aquí es aplicable a cualquier tipo de números difusos, al emplearse el método DSW de aritmética difusa.

Como resultado de la aplicación de esta fase final en proyectos posteriores, la estimación del IS y la gestión de la incertidumbre mejorarán, cada vez más, en eficiencia y eficacia.

5.5. MÉTODOS HÍBRIDOS, DIFUSO-ESTOCÁSTICOS.

A lo largo de este capítulo, en epígrafes anteriores, y en el siguiente, se han resumido las ventajas e inconvenientes de los métodos MIVES probabilista y difuso. Para aprovechar ventajas y disminuir inconvenientes, se podría proponer un método híbrido de los dos, si bien esto se sale del alcance establecido para esta Tesis. Para llevar a la práctica dicha idea:

- Los indicadores continuos pueden tratarse como parámetros difusos.
- Los indicadores discretos pueden considerarse como parámetros probabilistas, es decir, como funciones de distribución.
- Tal como se ha sugerido en los epígrafes 5.4.3.3 y 5.4.3.4, para los pesos y las funciones de valor se puede adoptar un enfoque basado en la simulación estocástica, como el que se ha visto en el capítulo anterior. Alternativamente, en un enfoque más complejo y que no se recomienda, por las razones ya comentadas en el epígrafe 5.4.3.3, la incertidumbre de las funciones de valor podría abordarse de manera difusa, usando números difusos para los parámetros de las funciones de valor continuas.
- Tras ello habría que aplicar una simulación tipo Monte Carlo al modelo resultante. En cada iteración de dicha simulación se realizarían operaciones difusas.

Un posible punto fuerte de este tipo de método, en determinados casos, es que sólo requeriría funciones de distribución homogéneas, lo cual implica que los cálculos podrían realizarse por

medio de una simple hoja de cálculo, eliminando la necesidad de adquirir un costoso programa comercial de simulación, o de generar un complejo programa informático.

En cualquier caso, es necesario experimentar sobre este asunto, que podría ser una futura línea de investigación, para comprobar si este tipo de método es ventajoso sobre los propuestos en esta Tesis.

5.6. COMPARACIÓN ENTRE LOS MÉTODOS MIVES PROBABILISTA Y DIFUSO. VENTAJAS, INCONVENIENTES Y CAMPOS DE APLICACIÓN.

En esta Tesis se han identificado y examinado posibles técnicas para hacer frente a la incertidumbre, la variabilidad, la ambigüedad, la subjetividad, y otros problemas que han sido indentificados en el Capítulo 3. Se han seleccionado dos de ellas, las que parecen más adecuadas, para combinarlas con el método MIVES, configurando dos propuestas de método híbrido para tratar la incertidumbre en la evaluación de la sostenibilidad: MIVES probabilista (capítulo anterior) y MIVES difuso (presente capítulo). Ambos métodos:

- Son exhaustivos y tienen en cuenta la incertidumbre, la variabilidad, la subjetividad, y otros problemas que pueden afectar a los indicadores del árbol, a sus ponderaciones, y a las funciones de valor.
- Permiten a los usuarios estimar la posibilidad (MIVES difuso) o probabilidad (MIVES probabilista) de alcanzar el objetivo de sostenibilidad del proyecto a lo largo de todo el ciclo de vida del proyecto y del producto.
- Son útiles para comparar diferentes alternativas de diseño y para estimar las consecuencias que se derivan de tomar las correspondientes decisiones de diseño.
- Facilitan la toma de decisiones en tiempo útil, para maximizar la probabilidad de alcanzar el objetivo de sostenibilidad.
- Aunque su aplicabilidad sea mayor en proyectos y sistemas de ingeniería de gran tamaño y complejidad, son aplicables a cualquier tipo de proyecto y de sistema.

A lo largo de los dos últimos capítulos los autores han presentado no sólo los métodos, sino también interrogantes, controversias y problemas relacionados con sus componentes. También se han identificado y analizado posibles soluciones a dichos problemas, y se han hecho recomendaciones.

El método MIVES probabilista:

- Puede ser entendido por arquitectos, ingenieros y otros participantes del proyecto, de una manera relativamente fácil.
- Matemáticamente, no genera resultados paradójicos, contraintuitivos ($N_d - N_d \neq 0$, $N_d \div N_d \neq 1$, etc.), que puedan generar rechazo por parte de algún usuario, a pesar de que ello no es óbice para obtener resultados útiles para la toma de decisiones.
- En cuanto a su aplicación, resulta estrictamente necesario el uso de herramientas informáticas.
 - Puede aplicarse, de una manera razonablemente sencilla, mediante el uso de hojas de cálculo electrónicas junto con programas informáticos comerciales específicos (Palisade @Risk, Crystal Ball, entre otros).

- Es claro que será más fácil y cómodo utilizar aplicaciones informáticas a medida, específicamente concebidas para este método.
 - Por ejemplo, el lector puede encontrar en UPC (2020) una aplicación informática genérica de este método, gratuita, si bien sólo permite considerar la incertidumbre en los indicadores del modelo.
 - Normalmente el diseño y construcción de este tipo de herramientas no puede ser desarrollado por arquitectos o ingenieros.
 - Sin embargo, dichas tareas no deberían plantear problemas excesivos a un ingeniero de software o a cualquier otro tipo de ingeniero acostumbrado a programar. Es relativamente fácil de desarrollar e implantar.

En cuanto al método MIVES difuso:

- Se considera que el tiempo y el esfuerzo para que los profesionales del sector comprendan este método es del mismo orden de magnitud que para el método MIVES probabilista, e incluso podrían ser menores para técnicos con unos conocimientos mínimos de estadística.
- En cuanto a su aplicación práctica, y a pesar de que podría hacerse a mano para modelos muy sencillos, para la mayoría de modelos también es necesario el uso de herramientas informáticas.
 - Pero puede aplicarse de manera fácil mediante el uso de hojas de cálculo electrónicas, sin necesidad de adquirir otras aplicaciones informáticas complementarias.
 - Una vez más, será más fácil y cómodo utilizar aplicaciones informáticas a medida, específicamente concebidas para este método.
 - Al igual que en el caso de MIVES probabilista, normalmente la programación de este tipo de herramienta no puede ser abordada por arquitectos o ingenieros, pero puede ser realizada por ingenieros acostumbrados a este tipo de trabajo.
 - MIVES difuso es más fácil de desarrollar que MIVES probabilista.
 - Los algoritmos difusos son menos complejos e implican menos cantidad de cálculos que los basados en la simulación.
 - La programación de la correspondiente aplicación será más fácil.
 - Además, ofrece una ventaja real en cuanto a tiempo y coste de computación, que puede dividirse entre 25 y 250 con respecto a los de simulación estocástica, dependiendo del tamaño del modelo (del Caño et al. 2016).

Algunos podrían pensar que una desventaja de MIVES difuso es que genera un conjunto de parámetros menos abundante que el producido por una simulación Monte Carlo. A pesar de ello, el decisor obtendrá también un conjunto muy completo de parámetros para el seguimiento y control del objetivo de sostenibilidad, más que suficiente para una toma de decisiones eficiente y eficaz ($\alpha=1$ IS, $\alpha=0$ IS, rango(IS), SI_{CG}, A_{IS}, VarNd, SigmaNd, IS_{A95%}, IS_{Ap%}, Pos).

Concluyendo, se considera que MIVES difuso puede ser una mejor solución en situaciones con tiempo y presupuesto limitados para crear y usar el modelo o el software. Esto es especialmente cierto cuando la incertidumbre o la subjetividad no afectan a los pesos de los indicadores ni a

las funciones de valor, siempre y cuando las particularidades de la aritmética difusa ($Nd - Nd \neq 0$, $Nd \div Nd \neq 1$, etc.) no sean un problema para el equipo de proyecto.

En otros casos, se recomienda usar el método MIVES probabilista. En el siguiente capítulo se aplicarán ambos métodos a un modelo de calefacción y se compararán.

5.7. RESUMEN

En el Capítulo 2 se abordó el método generalizado MIVES determinista, explicándose el método, sus ventajas e inconvenientes, y su utilidad, limitada por su carácter determinista. Por ello, en el Capítulo 4, tomando como base dicho método, y también todo lo referido en el Capítulo 3 relativo a la necesidad del uso de métodos no deterministas, se presentó el método MIVES probabilista generalizado, basado en la simulación estocástica, que resuelve los principales problemas identificados en el Capítulo 3.

MIVES probabilista permite establecer objetivos realistas de sostenibilidad. También sirve para conocer, en cada momento, cuál es la probabilidad de alcanzar el objetivo de sostenibilidad previamente establecido y, en función de ello, tomar decisiones para asegurar su cumplimiento o superación.

En este capítulo se ha presentado un método no determinista diferente, basado en MIVES y en la aritmética difusa. El proceso general del método MIVES difuso generalizado es muy parecido al del método MIVES probabilista, sustituyendo la simulación estocástica por operaciones de aritmética difusa.

Se ha realizado aquí un resumen de los fundamentos de matemática difusa necesarios para abordar el método, identificando las principales técnicas que se podrían emplear, y seleccionando una de ellas, justificando dicha elección. En particular, se ha escogido la técnica DSW de aritmética difusa, basada en la aritmética de intervalos, y adecuada para un enfoque computacional. El método Vertex, de mayor complejidad, permite una mayor precisión, que no ha sido razón suficiente para cambiar de opción. A pesar de ello, un posible desarrollo futuro pasa por experimentar con el método Vertex (Dong y Shah 1987) que, al fin y al cabo, está incluido como una opción alternativa a DSW en el marco del método MIVES difuso. También debería experimentarse con la aritmética difusa con restricciones impuestas (*fuzzy arithmetic with requisite constraints*; Klir 1997, Tsao 2012), también aludida en este capítulo. Se trata de variaciones a la aritmética estándar, para resolver algunos de los problemas de esta última, y que complicaría bastante el método de cálculo.

Por otro lado, entre otros aspectos, se ha realizado una propuesta de desborrosificación, que permite generar diversos parámetros no difusos de utilidad en la toma de decisiones, que tienen similitudes con los correspondientes parámetros estadísticos resultantes de una simulación estocástica.

En particular, se considera que MIVES difuso puede ser una mejor solución cuando existen limitaciones de plazo y presupuesto para crear y usar el modelo de sostenibilidad o el software de cálculo; y tanto más cuando la incertidumbre o la subjetividad no afecten a los pesos de los indicadores ni a las funciones de valor, siempre y cuando las particularidades de la aritmética difusa ($Nd - Nd \neq 0$, y $Nd \div Nd \neq 1$, etc.) no sean un problema para el equipo de proyecto. En

otros casos, se recomienda usar el método MIVES probabilista. En el siguiente capítulo se aplicarán ambos métodos a un modelo de calefacción y se compararán.

CAPÍTULO 06.

EVALUACIÓN NO DETERMINISTA DE LA SOSTENIBILIDAD DE INSTALACIONES EDIFICATORIAS DE CALEFACCIÓN. CASO PRÁCTICO DE APLICACIÓN.

6.1. INTRODUCCIÓN.

6.1.1. Aspectos generales.

En capítulos anteriores de esta Tesis se abordaron tanto el método MIVES determinista como sus dos variantes no deterministas. En relación con estas dos últimas técnicas, también se realizó una explicación detallada sobre la necesidad de emplear métodos no deterministas en la evaluación de la sostenibilidad.

Por otro lado, en el Capítulo 1 se puso de manifiesto la necesidad de crear modelos probabilistas de evaluación de la sostenibilidad en el sector de la construcción y, más específicamente, modelos que evalúen la sostenibilidad de los principales sistemas de calefacción y climatización. Un modelo adecuado no solo debe incluir los indicadores económicos, sociales y medioambientales más relevantes, de forma que todos los pilares fundamentales de la sostenibilidad integral sean tenidos en cuenta con un elevado grado de detalle, también debe ser no determinista, cuando la incertidumbre sea importante.

Por tanto, en este capítulo se presenta un modelo de evaluación de la sostenibilidad de sistemas edificatorios de calefacción, aplicable a cualquiera de los sistemas existentes. En el futuro el modelo también será aplicable a instalaciones de climatización de edificios, con ciertos cambios. Los principales sistemas de calefacción y climatización en uso en el mundo, en la actualidad, son los siguientes:

- Sistemas centralizados de transporte de aire (“todo aire”), de caudal de aire variable (en adelante, VAV, del inglés *Variable Air Volume*) o constante (en adelante, CAV, del inglés *Constant Air Volume*), para producción de frío, de calor o de ambos, con filtrado y control de la humedad del aire.
 - El aire fresco de la calle, o aire primario, se introduce en una Unidad de Tratamiento de Aire (UTA), y se filtra (a veces, incluso, se desinfecta), se calienta o enfría, se humidifica y se distribuye mediante conductos a las zonas ocupadas.
 - Para calentar o enfriar el aire fresco se pueden emplear una o más de las siguientes fuentes de energía:
 - Combustibles fósiles o biomasa.
 - Electricidad, para alimentar máquinas frigoríficas convencionales o reversibles (generación de frío y calor) que, a su vez, transmiten o absorben calor del aire exterior.
 - En edificios energéticamente autosuficientes, sistemas de energía eólica (mini-eólica) o solar fotovoltaica, para producir la electricidad a que se acaba de hacer referencia.
 - Aire interior del edificio, base de los recuperadores de calor, que aumentan la eficiencia energética.
 - Aire exterior al edificio, base del sistema de enfriamiento gratuito (*free-cooling*), que aumenta la eficiencia energética. El aire exterior

también es la base de las torres de refrigeración, cuando estas se usan en sistemas todo aire.

- Sistemas complementarios de energía geotérmica o solar térmica, incluyendo, en este último caso, la posibilidad de uso de máquinas térmicas de refrigeración solar activa, sean de absorción o de adsorción.
- Sistemas centralizados aire-agua, de inducción.
 - El aire fresco, o aire primario, al igual que en los sistemas todo aire, se introduce en una Unidad de Tratamiento de Aire (UTA), y se filtra, se calienta o enfría, se humidifica y se distribuye mediante pequeños conductos de alta velocidad a las zonas ocupadas.
 - El aire del interior del habitáculo (aire secundario) es absorbido (a través de un filtro de limpieza) por causa de la inducción que se produce en las unidades interiores de tal nombre (unidades de inducción), al salir dentro de ellas el aire primario a alta velocidad.
 - El caudal de aire secundario es mucho mayor que el de primario. Por ello, la mezcla de aire pasa por una batería (serpentín o tubo aleteado), calentada o enfriada por agua que viene desde la sala de calderas o desde la planta enfriadora (que pueden ser sustituidas por una máquina frigorífica).
 - Las unidades interiores de inducción, de aspecto similar a un *fan-coil*, disponen de un termostato local para controlar el flujo de agua a través de la batería, con objeto de regular la temperatura del aire.
 - Las fuentes de energía son las mismas que en los sistemas VAV y CAV.
- Sistemas centralizados de transporte de agua (“todo agua”) con *fan-coils* (frío, calor, o ambos), aerotermos para la industria (normalmente, calor), radiadores (calor), suelo radiante (calor, y posible refrescamiento), o con bombas de calor en bucle cerrado. Todos ellos pueden emplear una o más de las siguientes fuentes de energía:
 - Combustibles fósiles o biomasa.
 - Electricidad, para alimentar máquinas frigoríficas.
 - En edificios energéticamente autosuficientes, energía eólica o solar fotovoltaica, para producir dicha electricidad.
 - Aire exterior al edificio, en caso de usarse torres de refrigeración.
 - Sistemas complementarios de energía solar térmica o geotérmica como los antes comentados.
- Sistemas centralizados de transporte de refrigerante, de caudal variable de refrigerante (VRV/VRF, del inglés *Variable Refrigerant Volume* o, con una denominación más adecuada, *Variable Refrigerant Flow*) para grandes áreas a acondicionar, o *multisplit* (equipo partido con múltiples unidades interiores) para pequeñas áreas, que funcionan con electricidad, sea adquirida o generada con mini-eólica o placas solares fotovoltaicas, si bien cabe la posibilidad de complementarlos con energía solar térmica o geotérmica.
- Sistemas centralizados eléctricos, de suelo, techo o paredes radiantes.
- Sistemas solares pasivos en base al uso de zonas acristaladas con cortinas aislantes para cuando la radiación solar es excesiva; galerías, invernaderos adosados o balcones acristalados con dicho tipo de cortinas; depósitos de gravas o sales para acumulación de calor o de frío; muros solares ventilados (muro Trombe); muros parietodinámicos; chimeneas solares; o combinaciones de algunos de los sistemas aludidos.

- Sistemas locales de diverso tipo:
 - Unidades autónomas partidas (*split*) de bomba de calor, que pueden ser reversibles (frío, calor), y que se alimentan eléctricamente.
 - Enfriadores evaporativos que emplean el principio de enfriamiento adiabático y se alimentan de electricidad para el ventilador y la circulación de agua.
 - Convectores eléctricos (calor) de convección natural o forzada, que incluyen la posibilidad de uso de acumuladores, así como los aerotermos eléctricos, de empleo en la industria, aunque de escaso uso en vivienda.
 - Estufas y hogares, que pueden emplear combustibles fósiles o biomasa.
- Combinaciones de algunos de los anteriores sistemas, como es el caso del uso de un sistema centralizado todo aire VAV con sistema secundario todo agua, por ejemplo, de *fan-coils*, para reforzar las zonas con cargas térmicas muy diferentes, como es el caso de edificios con grandes áreas acristaladas en fachada y gran extensión en planta. Esta combinación es también de uso en edificios o grandes locales en los cuales sea necesario calentar y enfriar, simultáneamente, en diferentes zonas.

6.1.2. Caso práctico de aplicación.

El modelo presentado en el epígrafe 6.3 de este capítulo ha sido aplicado a un edificio residencial con cuatro plantas de uso residencial a calefactar, con 16 viviendas en total, que suman un total de 1.200 m². El edificio tiene también una planta baja de uso comercial, una planta sótano, y una zona bajo cubierta, no incluidas en el sistema de calefacción a proyectar. La ubicación es en Ferrol (La Coruña, España). En este edificio se han proyectado y evaluado cuatro posibles sistemas:

1. **Alternativa 1:** Sistema centralizado, todo agua, con caldera de gas natural y radiadores de aluminio de varias potencias, según la estancia.
2. **Alternativa 2:** Mismo sistema que la Alternativa 1, pero con calderas individuales.
3. **Alternativa 3:** Sistema de transporte de refrigerante con *multisplits*, compuestos por, en cada vivienda, una unidad exterior, de potencias diferentes, según necesidades derivadas del cálculo, y un número variable de unidades interiores, de potencia también dependiente del cálculo, e instalación en la parte superior.
4. **Alternativa 4:** Mismo sistema que la Alternativa 1, pero con distribución de calor mediante suelo radiante.

Las alternativas elegidas constituyen sistemas de gran implantación en el país; para corroborarlo se ha partido:

- De la *Encuesta de Hogares y Medio Ambiente* del año 2008, realizada por el Instituto Nacional de Estadística (INE 2008), que es el último trabajo estadístico de este tipo publicado hasta la fecha.
- Y del documento *Análisis del consumo energético del sector residencial en España. Informe final* (IDAE, 2011), realizado por el Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía en el marco del proyecto SPAHOUSEC, aplicación en España del proyecto de Eurostat *Development of Detailed Statistics on Energy Consumption in Households*

(SECH), un intento, por parte de la Unión Europea, de homogeneizar las estadísticas de consumo doméstico de energía.

De estas fuentes se deriva que, del total de los hogares españoles, un 90% están dotados con algún tipo de equipamiento para calefacción. El porcentaje más alto de estos, un 32,3%, utiliza un sistema de caldera de gas, siendo el 23,4% calderas individuales (INE 2008). La práctica totalidad de estos hogares se calientan mediante radiadores. Por ello se han escogido estos dos sistemas para las **alternativas 1 y 2**, antes mencionadas.

Con la misma tecnología de producción, pero diferente subsistema de distribución, se ha elegido el suelo radiante para la **Alternativa 4**. Según las fuentes antes citadas, este sistema sólo está instalado en una pequeña parte de los hogares, pero tiene una proyección notable a futuro, al combinarse con soluciones térmicas renovables de baja temperatura (FEGECA 2020).

Con respecto a sistemas que usen la electricidad, una solución que ha tenido un alto porcentaje de implantación, del 14%, son los acumuladores eléctricos. Sin embargo, ese porcentaje de uso se debe, más que a un conjunto real de ventajas que pueda presentar el sistema, a una única característica del mismo: su bajo precio de instalación. Coincidiendo con los años de expansión del sector de la construcción residencial, y unido a que la implantación masiva de la red de gas fue, en muchas ciudades, coetánea o incluso posterior a este ciclo expansivo, y al hecho de aprovechar las condiciones ventajosas de una tarifa eléctrica fabricada *ad hoc* para este uso, el sector de la construcción optó por este sistema en muchas de sus promociones. Por todo lo dicho, se trata de un sistema que hoy en día está en franco retroceso, y no se ha evaluado.

Esa es la razón de que para la **Alternativa 3** se haya escogido una solución eléctrica (misma fuente de energía) basada en bombas de calor, como son los *multisplits*. Este sistema tiene una menor implantación por el momento, del orden del 6% (INE 2008), pero tiene una proyección a futuro mucho mayor, en especial en países de climas templados. Es sintomático el estudio realizado por el IDAE acerca del sector de las bombas de calor en España (IDAE, 2016) en el que se puede comprobar esta evolución mediante una clasificación por lustro del parque español de bombas de calor, que evolucionó desde las 425.514 unidades en 1990-1994 hasta las 11.349.724 en 2014, de las cuales el 70,6 % (8.021.404) corresponden a hogares.

Dicho todo lo anterior, a esas cuatro alternativas mencionadas se les ha aplicado el modelo de evaluación de la sostenibilidad del epígrafe 6.3 de este capítulo, tanto de forma determinista como no determinista.

Para esto último se ha empleado tanto el método MIVES probabilista, con simulaciones tipo Monte Carlo, como el método MIVES difuso, mediante el empleo de la aritmética difusa. En ambos casos el objetivo era tener en cuenta la incertidumbre que puede haber a la hora de estimar el valor de ciertos indicadores. Los resultados de la aplicación de ambas técnicas no deterministas han sido comparados en detalle.

Por último, también se han considerado algunos pesos del árbol y las funciones de valor como no deterministas. Para ello se ha aplicado el método MIVES probabilista, con simulaciones tipo Monte Carlo, y se han analizado los resultados obtenidos.

6.2. OBJETIVOS DE ESTE CAPÍTULO.

Este capítulo tiene dos objetivos fundamentales:

1. Presentación, en el epígrafe 6.3, de un modelo de evaluación de la sostenibilidad de sistemas de calefacción, basado en el método MIVES.
 - a. Este modelo puede usarse tanto para aplicaciones deterministas como no deterministas.
 - b. El modelo está formado el oportuno árbol de requerimientos con los tres requerimientos habituales, ambientales, sociales y económicos, y con el habitual posterior desglose en criterios e indicadores.
 - c. El árbol incluye un total de 22 indicadores de los tres ámbitos. Todos los indicadores se describen en detalle, incluyendo tanto las unidades de medida como las funciones de valor empleadas en su evaluación.
 - d. El modelo podría aplicarse a cualquier sistema pasivo, si bien los valores del árbol y funciones de valor están orientados hacia sistemas activos.
2. Aplicación del modelo anterior a la evaluación determinista, probabilista y difusa de las cuatro alternativas de calefacción del caso práctico del epígrafe 6.1.2.
 - a. Primeramente, en el epígrafe 6.4, se hace una evaluación determinista. Se incluyen los valores de entrada al modelo para cada alternativa del caso, y se presentan los resultados obtenidos, de forma detallada.
 - b. Luego se realizan evaluaciones no deterministas para el mismo caso.
 - i. En el epígrafe 6.5, para cada alternativa del caso que se estudia, se estiman los valores de algunos indicadores que luego se van a tratar como no deterministas.
 - ii. Respectivamente, en los epígrafes 6.6 y 6.7, se aplican los métodos MIVES probabilista y difuso, contemplando incertidumbre en la estimación de dichos indicadores.
 - iii. En el epígrafe 6.8 se comparan los resultados obtenidos en los dos epígrafes anteriores.
 - iv. En el epígrafe 6.9, se aplica el método MIVES probabilista, haciendo un tratamiento no determinista de los indicadores que así se trataron en el epígrafe 6.6, tratando también como no deterministas los pesos de los requerimientos.
 - v. Finalmente, en el epígrafe 6.10 se vuelve a hacer lo mismo que en el epígrafe 6.9, añadiendo además, ahora, un tratamiento no determinista de las funciones de valor.

6.3. MODELO DE EVALUACIÓN DE LA SOSTENIBILIDAD DE SISTEMAS DE CALEFACCIÓN.

6.3.1. Introducción.

El desarrollo de un modelo de este tipo conlleva, necesariamente, un análisis previo del problema, y un desarrollo posterior. Se ha comenzado el trabajo identificando una serie de aspectos que pueden influir en el problema, y procediendo a su posterior clasificación según cada uno de los requerimientos clásicos de la sostenibilidad: medioambientales, económicos, y sociales.

La determinación de criterios e indicadores ha sido el resultado de un proceso de análisis en el que se ha partido de una lista extensa de factores, de la cual se han eliminado después aquellas variables que no resultan representativas o diferenciadoras, o sobre las cuales no era posible obtener información de utilidad para los propósitos de esta Tesis. Se ha obtenido, de este modo, un conjunto de criterios ordenados.

Tras ello, para cada criterio se han escogido uno o más indicadores, cuantitativos o cualitativos, según el caso. El proceso de generación del árbol se puede hacer de izquierda a derecha, es decir, desde los requerimientos hacia los indicadores, o de derecha a izquierda, partiendo de los indicadores, agrupándolos por criterios y estos por requerimientos, si bien casi siempre se realiza un proceso iterativo en el cual se recorre el árbol en los dos sentidos, como ha ocurrido aquí.

Consideramos que, al final, se ha obtenido un árbol con un número necesario y suficiente de parámetros de evaluación: 22 indicadores agrupados en 7 criterios correspondientes a los 3 requerimientos en los que se apoya el concepto de la sostenibilidad.

6.3.2. Árbol de requerimientos y ponderación de sus parámetros.

En la Figura 6.1 se muestra el árbol de requerimientos del modelo. Esta figura ya fue incluida en el Capítulo 2, en el que se abordó el método MIVES determinista generalizado. Cinco indicadores pertenecen al pilar económico y están agrupados en tres criterios diferentes, respectivamente de costes de inversión y uso, costes de mantenimiento, y subvenciones. Diez indicadores están relacionados con la dimensión social de la sostenibilidad y están agrupados en dos criterios, respectivamente de confort y seguridad. Los siete indicadores restantes pertenecen al pilar medioambiental y están agrupados en dos criterios, de emisiones contaminantes y compromiso ambiental del instalador.

En la Figura 6.1 también se muestran los pesos de los requerimientos (α_i), criterios (β_i) e indicadores (γ_i). Es evidente que, en el proceso de decisión, como se ha visto anteriormente, se consideran varios aspectos, pero no todos con la misma importancia. Por ello se deben establecer pesos para los diferentes parámetros del árbol. Se trata de dar más importancia a los aspectos que más influyen sobre la sostenibilidad, y viceversa. Esta asignación debe hacerse en cada nivel del árbol de decisión, pues la ponderación se aplica, en el proceso decisorio, a cada nivel de desagregación.

La asignación de pesos es una fase importante del método MIVES. Para establecer los pesos del árbol se han utilizado varios métodos. En algunos casos, los más sencillos, se ha recurrido a la determinación directa; este es el caso, por supuesto, de los indicadores únicos dentro de un criterio concreto; por ejemplo, el indicador *Subvenciones* dentro del criterio homónimo, o el de *Riesgo de accidente* del criterio *Seguridad*. Estos casos, y otros sencillos con dos o tres elementos de desglose, se pueden ponderar de forma directa, inmediata. Cuando surgieron dudas, se optó por consultar a profesionales del sector de la construcción y de las instalaciones. Se ha consultado a un panel de 4 personas con experiencia académica entre 8 y 35 años, de las cuales dos tienen experiencia profesional de 15 y 25 años, respectivamente. Para paliar posibles discrepancias se ha usado el método Delphi hasta convergencia.

Pero, a medida que crece el número de indicadores, aumenta la probabilidad de que puedan aparecer inconsistencias en la determinación de los pesos, al perderse la visión global del

problema. Por ello, para los casos más complejos, por intervenir un mayor número de parámetros a ponderar, se ha utilizado el método AHP. Esto se ha hecho así en el reparto de los pesos de los indicadores del criterio *confort*. Ambos métodos, Delphi y AHP, ya han sido explicados en capítulos anteriores de esta Tesis.

Al final de este proceso se han obtenido los pesos α_i , β_i , γ_i que se indican en la Figura 6.1, expresados en tanto por uno. Tal y como se ha explicado en el Capítulo 2 de esta Tesis, la suma de los pesos de todos los elementos que salen del mismo ramal del árbol tiene que ser igual a la unidad.

Requerimientos	α	Criterios	β	Indicadores	γ	Peso
Económico	0,25	Costes de inversión y explotación	0,70	Coste de inversión (€/m ²)	0,40	7,00%
				Coste de explotación (c€/kWh)	0,60	10,50%
		Costes de mantenimiento	0,20	Coste de mantenimiento de instalaciones(€/m ² .año)	0,30	1,50%
				Coste de inspecciones periódicas preceptivas (€/año)	0,70	3,50%
Subvenciones	0,10	Subvenciones (%)	1,00	2,50%		
Social	0,33	Confort	0,70	Confort: distribución de temperaturas	0,23	5,40%
				Confort: velocidad del aire	0,23	5,40%
				Nivel sonoro (dBA)	0,23	5,40%
				Flexibilidad de regulación	0,05	1,08%
				Control de calidad del aire (humedad-pureza)	0,08	1,80%
				Volumen destinado a instalaciones (m ³ /m ²)	0,05	1,08%
				Volumen de equipos en zonas ocupadas	0,05	1,08%
				Reparación: tiempo y molestias	0,05	1,08%
		Periodicidad del suministro energético	0,03	0,76%		
Seguridad	0,30	Riesgo de accidente	1,00	9,90%		
Medio ambiental	0,42	Emisión de contaminantes	0,85	Emisiones CO ₂ eq. (kg/kWh)	0,24	8,64%
				Emisiones NO _x (g/kWh)	0,19	6,91%
				Emisiones SO _x (g/kWh)	0,19	6,91%
				Emisiones COVNM (g/kWh)	0,15	5,18%
				Emisiones PM _{2,5} (g/kWh)	0,15	5,18%
				Emisiones PM ₁₀ (g/kWh)	0,08	2,88%
		Compromiso empresarial	0,15	Certificaciones	1,00	6,30%
						100,00%

Figura 6.1. Árbol de requerimientos, propuesto en esta Tesis, para evaluar la sostenibilidad de instalaciones de calefacción.

En la columna de la derecha, *Peso*, se muestran los pesos absolutos de cada indicador, en porcentaje. Cada peso absoluto se obtiene de multiplicar el peso del indicador por el peso del criterio y el peso del requerimiento a los que pertenece: $P_i = \alpha_i \cdot \beta_i \cdot \gamma_i$, siendo $\alpha_i \cdot \beta_i \cdot \gamma_i$, los pesos de cada uno de los ramales: requerimiento, criterio e indicador. Dichos valores indican la importancia de cada indicador en el modelo y, por tanto, su influencia en el resultado final. En otras palabras, cuanto mayor sea el peso absoluto de un indicador, mayor resulta la sensibilidad del índice de sostenibilidad final (IS) a ese indicador. Como ya se explicó en el Capítulo 2, esto constituye un sencillo análisis de sensibilidad del modelo, dejando al margen la influencia que en esto tienen las funciones de valor.

Debe tenerse en cuenta que el proceso ponderación no siempre está exento de discrepancias e, incluso, puede corresponder a una reflexión no exenta de matices coyunturales. A veces es de ayuda el planteamiento de situaciones extremas o la reducción al absurdo.

Así, las ponderaciones asignadas a los requerimientos, que sitúan el pilar económico como de menor importancia relativa (0,25), seguida del social (0,33) y el medioambiental (0,42), corresponden al siguiente argumento: si no hay suficiente cuidado del medio ambiente, puede llegarse a la situación de que no haya vida humana y, por tanto, no habría sociedad ni actividad económica; realmente, en este caso extremo no tendría sentido la resolución del problema.

Así mismo, prescindiendo de lo ambiental, el factor más importante a evaluar es el social, pues el objetivo esencial de la calefacción no es más que la búsqueda de un nivel adecuado de confort, sin el cual la persona puede tener problemas de salud, salvo en determinados climas. A modo de ejemplo, la instalación de sistemas de calefacción en España es muy superior en el Norte de la península que en las islas Canarias, pues las condiciones climáticas allí existentes son suficientes como para que en determinadas viviendas no exista necesidad de un nivel de confort superior al que se consigue con un adecuado diseño del edificio.

Todo lo anterior deja en último lugar a la componente económica que, sin embargo, tiene un peso importante (25% del total) en el árbol de requerimientos, como no podía ser de otra forma, puesto que las definiciones habituales de sostenibilidad y desarrollo económico consideran que las tres componentes tienen una importancia relevante.

De todas formas, lo dicho son reflexiones que no son universales, como se ha comentado (no son iguales en todo el planeta). Tampoco tienen por qué ser constantes a lo largo del tiempo, pues en períodos concretos los pesos de los requerimientos pueden variar. Por ejemplo, en un período de economía recesiva importante, el peso asignado al requerimiento económico podría llegar a ser superior al social.

En algunos casos, para elegir los pesos se pueden cuantificar, de alguna forma, parámetros de comparación con cierto grado de objetividad: por ejemplo, los pesos de los criterios costes de inversión y explotación, costes de mantenimiento y, en menor medida, subvenciones pueden ser objeto de cierta cuantificación relativa, si se conocen los costes de cada uno de los criterios durante los ciclos de vida de cada una de las alternativas; evidentemente, y puesto que estos costes varían de unas alternativas a otras, no se podrá llegar a una cuantificación exacta y universal, pero sí se pueden alcanzar porcentajes o pesos razonables. Esto es lo que se ha hecho aquí.

6.3.3. Indicadores y sus funciones de valor.

Cumple ahora describir los indicadores del modelo, así como sus funciones de valor.

6.3.3.1. Coste de Inversión (I1).

El primer indicador es el coste de inversión (I1) y se mide en €/m². Tal y como indica su nombre, este indicador evalúa el coste de inversión de cada instalación. Con objeto de facilitar la comparación entre soluciones diferentes, se ha optado por evaluar la ratio entre el coste de inversión total (€) y la superficie calefactada en planta (m²).

Para el estudio de casos concretos sería posible evaluar el coste total en euros. Sin embargo, para un mejor funcionamiento del modelo es preferible recurrir a indicadores relativos como este, pues de otra forma sería necesario plantear un modelo para cada aplicación. En otras palabras, el coste de inversión siempre va a estar asociado a la superficie de la vivienda que se pretende calefactar.

Siendo estrictos, debería considerarse el volumen (m³) en lugar de la superficie. Sin embargo, es razonable, y aporta sencillez al modelo, considerar que la altura de las viviendas es un factor básicamente constante, o que varía en una franja estrecha, siendo posible prescindir del mismo. Además, si se trata de locales especiales, por ejemplo, los que tienen una doble altura, al hacer comparaciones entre diferentes alternativas, el local siempre va a ser el mismo, por lo cual el empleo de la ratio propuesta en esta Tesis permite hacer extensivo el modelo a todas las posibles situaciones reales, algo que no sucedería si no se emplease una ratio.

El coste de inversión representa la totalidad de los gastos en los que incurre la empresa constructora o instaladora, incluido su beneficio industrial y los gastos generales, y, por tanto, es el coste que el propietario de la vivienda debe afrontar para disfrutar de la instalación de calefacción. Evidentemente, es un parámetro que depende de la tecnología a emplear.

Para el desarrollo de este modelo, y en particular, para la definición de la correspondiente función de valor, se han consultado bases de datos de precios de mercado, así como casos reales que se le han presentado al autor en su vida profesional. En este último caso los datos recolectados corresponden a edificios construidos relacionados con el trabajo profesional del autor, y a otros casos con los cuales éste ha tenido algún tipo de relación. En base a ello se ha elaborado la Tabla 6.1, que recoge costes reales frecuentes de las tecnologías más utilizadas y de otras que no lo son no tanto.

Se han considerado precios habituales de mercado en cada una de las tecnologías. Evidentemente estos precios pueden variar de un lugar a otro, por lo que conviene ser generoso en los márgenes de los valores máximo y mínimo para que, de esta forma, se pueda aplicar el modelo en un ámbito geográfico extenso.

El lector debe tener en cuenta que los valores asociados a las tecnologías de calor azul y acumuladores han sido ponderados por un valor de 1,5, considerando, de esta forma, que su ciclo de vida es más corto que el del resto de tecnologías.

Alternativa	Coste (€/m ²)
Caldera individual de propano/gas natural canalizado	70,56-80,67
Caldera central de propano/gas natural canalizado	39,02-50,27
Caldera individual de propano con depósito	75,11-87,22
Caldera de gas baja temperatura con suelo radiante	53,00-64,15
Bomba de calor aire agua con suelo radiante	81,02-89,96
Bomba de calor con fan-coils	50,51-65,56
Calor azul	67,8-74,67
Acumuladores	38,12-43,67
Caldera central de biomasa con radiadores	31,25-40,90
Bomba de calor Geotérmica	340,21-380,33
Mini eólica	210,99-241,00

Tabla 6.1. Coste de inversión (€/m²) de varias tecnologías.

Se ha optado por generar una función de valor decreciente con forma de S, tal y como se muestra en la Figura 6.2. Presenta un tramo inicial convexo entre 0 y 50 €/m², para después pasar a una geometría prácticamente lineal entre 50 y 85 €/m². A partir de dicho valor, la curva adopta una tendencia cóncava hasta alcanzar un nivel de satisfacción nulo a partir de 130 €/m², aproximadamente.

Por tanto, la curva trata con generosidad a las soluciones del primer tramo (0 a 50 €/m²), penaliza muchísimo las del último ($I_1 > 130$ €/m²), y penaliza bastante en el tramo intermedio, de forma lineal. Tal como se hizo notar en el Capítulo 2, a ambos lados de los valores extremos del indicador, los valores de la curva de satisfacción serían 0 y 1, respectivamente, para el extremo pésimo y óptimo. Esto es aplicable al resto de funciones de valor continuas.

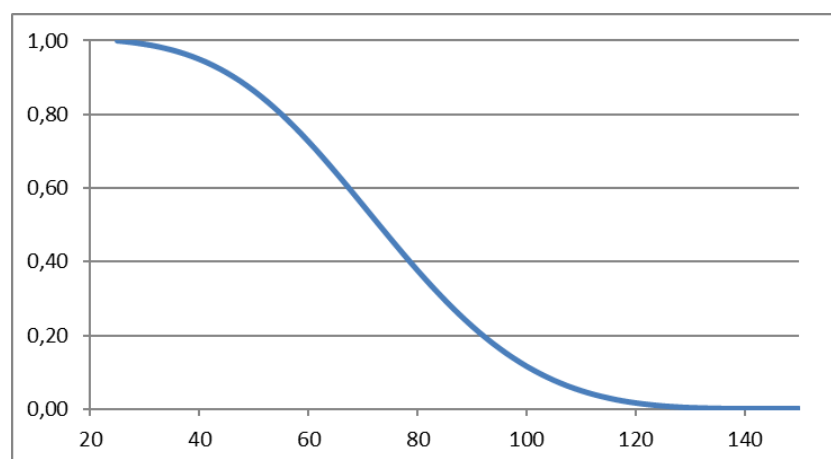


Figura 6.2. Función de valor para el Coste de Inversión (I_1) medido en €/m².

6.3.3.2. Coste de Explotación (I2).

El siguiente indicador económico es el coste de explotación (I2). En este indicador se consideran los costes de funcionamiento de cada alternativa a lo largo de todo un año, sin tener en cuenta los costes de mantenimiento.

Los costes de explotación están asociados al consumo del combustible necesario para alcanzar las condiciones de confort en el edificio o local bajo estudio. Podría entonces pensarse en evaluar este indicador en función de los costes anuales por metro cuadrado ($\text{€/m}^2\cdot\text{año}$). Se ha descartado esta solución porque los costes de explotación están directamente relacionados con la carga térmica. Dicha carga será la misma para todas las alternativas que se están evaluando en un caso concreto. Sin embargo, depende del clima del lugar, lo cual condiciona la forma de la función de valor, ya que puede ser necesario que diferentes valores de $\text{€/m}^2\cdot\text{año}$ estén asociados a un índice de sostenibilidad similar. Así, para obtener unas condiciones de confort similares, el coste de explotación será diferente en un clima cálido o en otro más frío. Por todo lo dicho, si el indicador se expresase en $\text{€/m}^2\cdot\text{año}$, habría que plantear una función de valor diferente para cada conjunto de condiciones climáticas.

Por tanto, se ha preferido emplear otra ratio, céntimos de Euro por kWh consumido (c€/kWh), que evalúa este indicador y no presenta el problema indicado. Además de la cantidad de combustible, intervienen también otros factores, como la capacidad energética del combustible escogido, el rendimiento en la transformación de la energía utilizada a energía térmica, característica de la tecnología utilizada en la transformación, y el coste de la energía final utilizada, esto es, considerando las pérdidas de rendimiento por el transporte de energía en los casos en los que la producción no se realiza en el propio edificio, caso, por ejemplo, de la electricidad de las redes de uso público.

La capacidad energética de los combustibles venía tradicionalmente referenciada a su Poder Calorífico Inferior (PCI), en el caso de los combustibles fósiles o la biomasa, hasta la entrada en vigor de la Directiva Europea 2009/125/CE de Ecodiseño, transpuesta mediante el Real Decreto 187/2011, relativo al establecimiento de requisitos de diseño ecológico aplicables a los productos relacionados con la energía (Ministerio de la Presidencia 2011). En este RD se adoptó como referencia de medida el Poder Calorífico Superior (PCS).

Debe tenerse en cuenta que existe una pequeña variabilidad según las características físico-químicas del combustible utilizado que, básicamente, proviene de la composición del combustible suministrado. El gas natural, por ejemplo, es una mezcla de composición variable, y, según la Comisión Nacional de la Energía (CNE), su PCS está entre $9.000\text{-}11.000 \text{ Kcal/m}^3$ (CNE, 1999).

A pesar de ello se han considerado los valores habituales existentes en la literatura al respecto. Ciertamente, por una parte, las variaciones son suficientemente pequeñas como para poder considerar que no restan exactitud alguna al modelo. Por otra parte, a priori, no se pueden determinar las características exactas del combustible real que se va a utilizar, es decir, aquel que se suministra localmente. Por tanto, se está ante un caso de incertidumbre del modelo.

En cuanto al rendimiento de los sistemas, por un lado, existen las limitaciones legales impuestas por el Reglamento de Instalaciones Térmicas en los Edificios (RITE; Ministerio de la Presidencia 2007) y sus modificaciones, en especial el Real Decreto 238/2013 (Ministerio de la Presidencia 2013). Por otro lado, existen limitaciones técnicas y, por último, existe una realidad comercial. En cualquier caso, constituye un parámetro de entrada al modelo que dependerá del equipo en concreto. En consecuencia, para calcular el consumo de energía, es preciso consultar, en los manuales de los fabricantes, los valores de los rendimientos de cada equipo concreto.

En otro orden de cosas, también se debe contar con el importe de adquisición de cada combustible. Se trata de un valor que presenta variabilidad. Para una evaluación determinista puede asumirse constante para cada caso, sin que esto reste validez al modelo, siempre y cuando los valores usados se ajusten a la realidad del momento de la evaluación. De todos modos, al aplicar el modelo para la evaluación de un caso concreto, sería posible conocer de forma exacta el importe de los combustibles en la zona en la que se va a usar el sistema.

Para establecer la forma de la función de valor hay que tener en cuenta los aspectos anteriormente comentados. Por un lado, hay que tener en cuenta los datos de poder calorífico de los combustibles:

- Gasóleo C: 10,28 kWh/l (IDAE 2010a)
- Gas propano: 12,86 kWh/kg (IDAE 2010a)
- Gas natural: 10,83 kWh/Nm³ (IDAE 2010a)
- Pellets: 4,77 kWh/kg (Asociación para la valorización energética de la Biomasa, AVEBIOM 2020)
- Electricidad: 860 kcal/kWh

Por otro lado, los rendimientos energéticos habituales (valores modales) de cada sistema son del orden de:

- Caldera de gasóleo C estándar: 88%
- Caldera de gasóleo C de baja temperatura: 96%
- Caldera de propano: 90%
- Caldera de condensación: 109%
- Caldera de biomasa: 96%
- Bomba de calor aire-agua: 240%. Hay que tener en cuenta que se trata del SPF, valor que corrige el coeficiente de rendimiento o coeficiente de operatividad (COP) con un factor de ponderación (FP) de zonas climáticas y otro factor de corrección (FC) que corrige la diferencia entre la temperatura de uso y la de ensayo del COP: $SFP = COP \cdot FP \cdot FC$ (IDAE 2014).
- Bomba de calor geotérmica: 400%. De nuevo se trata del SPF, y se debe tener en cuenta que el factor FP para aerotermia puede llegar a ser de 0,64 (zona climática E; depende del tipo de instalación y de la zona climática), mientras que para la geotérmica puede subir hasta 1,31 en las de circuito abierto (zona climática A) o 1,24 en el caso, más frecuente, de geotermia de circuito cerrado con intercambiadores verticales.

Finalmente, los precios actuales de los combustibles son del orden de:

- Gasóleo C: 0,6 €/l, siendo este el precio medio del gasóleo de calefacción en España a fecha 24/10/2020 (Clickgasoil 2020).
- Gas propano licuado: 1,03-1,65 €/kg. El precio de este combustible no está regulado, al contrario que el de gas canalizado. Siendo libre el precio, no se encuentran precios salvo que medie una oferta concreta. No obstante, en base a la experiencia del autor, ronda estas cantidades.
- Gas natural: 5,59 c€/kWh. Precio medio, en mercado libre, de las ofertas de varias empresas, según elaboración realizada por el autor en base a su información, en octubre de 2020.
- Pellets de biomasa: 4,92 c€/kWh (AVEBIOM 2020).

- Electricidad: 12,15 c€/kWh. Precio medio, en mercado libre, de las ofertas de varias empresas, según elaboración realizada por el autor en base a su información, en octubre de 2020.

Teniendo en cuenta todo lo anterior, los costes en cada sistema serían, en el momento de escribir estas líneas:

- Caldera de gasóleo C estándar: 6,63 c€/kWh
- Caldera de gasóleo C de baja temperatura: 6,08 c€/kWh
- Caldera estándar de gas propano: 11,58 c€/kWh
- Caldera de condensación de gas natural: 5,13 c€/kWh
- Caldera de biomasa: 5,13 c€/kWh
- Radiadores eléctricos: 12,66 c€/kWh
- Bomba de calor aire-agua: 5,06 c€/kWh
- Bomba de calor geotérmica: 3,04 c€/kWh

La función de valor de este indicador de coste de explotación (I2) debe adaptarse a estos valores. Al igual que en el caso anterior, optamos por una función de valor decreciente con forma de S, tal y como se muestra en la Figura 6.3, que es generosa con valores inferiores a 3-4 c€/kW·año, penaliza mucho a los valores por encima de 9-10 c€/kW·año, y para el resto de valores tiene una variación lineal, o cercana a la linealidad.

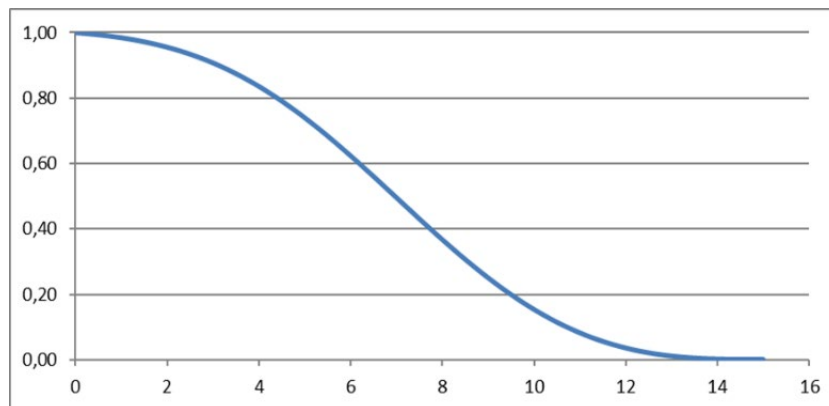


Figura 6.3. Función de valor para el Coste de Explotación (I2) medido en c€/kW·año.

6.3.3.3. Coste de Mantenimiento (I3).

El coste de mantenimiento de instalaciones (I3) es el tercer indicador económico del modelo. Se mide en €/m²·año. Incluye los costes del mantenimiento preventivo habitual, derivados de la aplicación de la Instrucción Técnica 3 (Mantenimiento y uso) del Reglamento de Instalaciones Térmicas en los Edificios (RITE; Ministerio de la Presidencia 2007). En ella se establece una serie de operaciones a realizar, y con unas periodicidades concretas mínimas según el tipo de aparato y su potencia.

En particular, y respecto a este último parámetro, es de destacar la diferencia establecida en la legislación entre las instalaciones mayores y menores de 70 kW, al considerarse a las mayores como instalaciones grandes, y someterlas no sólo a un mayor rigor en lo relativo a la construcción de las mismas, sino también a su mantenimiento.

Este indicador no incluye los costes asociados a inspecciones periódicas y otros trámites legales. Tampoco se consideran los costes de mantenimiento correctivo, por resultar indefinidos. Por tanto, los costes evaluados en este indicador dependen, como se dice anteriormente, del tipo de sistema a utilizar y de la potencia del mismo.

Sin embargo, se ha preferido utilizar como parámetro de comparación los costes por unidad de superficie, ya que añade simplicidad al modelo. De esta forma, en base a la experiencia personal de más de 25 años de trabajo en el sector de las instalaciones por parte del autor, se estima que los costes pueden oscilar desde valores muy bajos, de algunos céntimos por cada m^2 , para sistemas sencillos de producción eléctrica, hasta más de 3 €/m² para sistemas complejos de producción, con apoyo solar y recuperación de calor.

De nuevo, se ha optado por una función de valor decreciente con forma de S, tal y como se muestra en la Figura 6.4, que es algo generosa con valores inferiores a 0,2-0,3 €/m²·año, entendiendo así que se trata de cantidades económicas asumibles por el usuario en este concepto, y teniendo en cuenta que, en cierto margen de costes, en este caso, por debajo, no existen diferencias significativas entre los grados de satisfacción generados. Esto es, para cantidades económicas pequeñas, la satisfacción no sigue un comportamiento lineal, sino que las diferencias entre unos valores y otros también son pequeñas. De la misma forma, y por los mismos motivos, pero a la inversa, la curva penaliza mucho a los valores por encima de 1,5 €/m²·año. Para el resto de valores tiene una variación lineal, o cercana a la linealidad, resultando coherente con el comportamiento general de los usuarios.

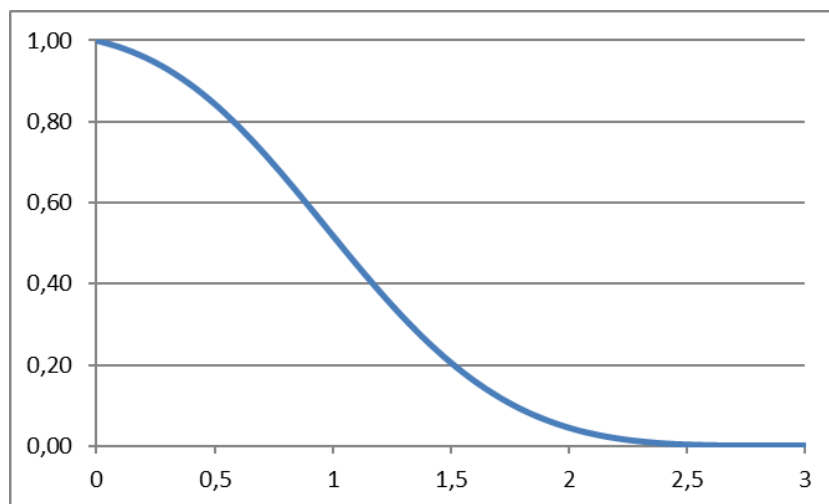


Figura 6.4. Función de valor para el Coste de Mantenimiento de Instalaciones (I3) medido en €/m²·año.

6.3.3.4. Coste de Inspecciones Periódicas Preceptivas (I4).

El cuarto indicador económico del modelo es el coste de inspecciones periódicas preceptivas (I4). En algunos países las instalaciones están sometidas a un mantenimiento legal periódico. En España, este tipo de inspecciones vienen reguladas en la Instrucción Técnica IT4 (Inspección), del Reglamento de Instalaciones Térmicas en los Edificios (RITE; Ministerio de la Presidencia 2007). Este indicador refleja el importe de dichos costes. Normalmente las inspecciones obligatorias responden a una determinada periodicidad, motivo por el que se calcula la ratio por año, es decir, el indicador se mide en €/año. Se trata de un coste relativamente bajo, si bien depende de la tecnología empleada. Precisamente por tratarse de costes, como se dice, que se pueden considerar de poca importancia, se ha optado por una función de valor decreciente y lineal, como se puede ver en la Figura 6.5.

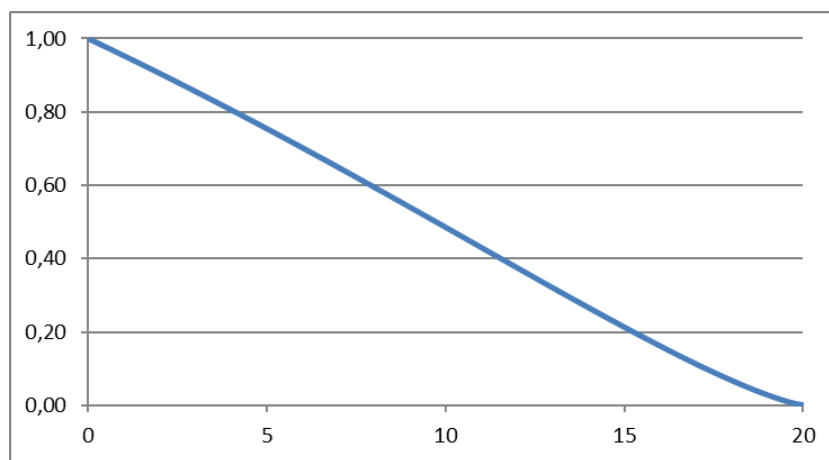


Figura 6.5. Función de valor para el Coste de Inspecciones Periódicas Preceptivas (I4) medido en €/año.

6.3.3.5. Subvenciones (I5).

El último indicador económico es el de subvenciones (I5). Este parámetro hace referencia al porcentaje subvencionado por la administración en términos de coste de inversión, que es el primer indicador económico del modelo (I1).

A diferencia de lo que ocurre con los indicadores económicos anteriores, este indicador presenta una tendencia creciente: cuanto mayor sea la subvención, mayor será el índice de satisfacción. Por otro lado, la probabilidad de obtener cualquier tipo de subvención es muy baja, por lo que se ha optado por una geometría convexa y, por tanto, de poca exigencia. Es decir, a poco que el valor de entrada se aleje del valor menos satisfactorio (ausencia de subvención), la función de valor devuelve niveles de satisfacción considerablemente elevados, tal y como se muestra en la Figura 6.6.

La curva está acotada entre el valor 0%, al que corresponde un índice de satisfacción también nulo, y el valor 80%. Para valores alrededor del 30%, el índice es de 0,8 aproximadamente. Se

considera que se trata de una posición realista, pues en la práctica no es fácil encontrar acciones concretas en las que el coste elegible sea subvencionado en un porcentaje superior.

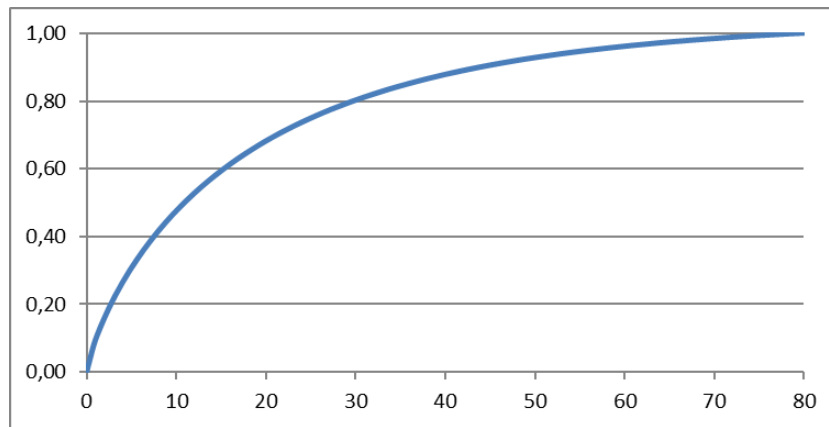


Figura 6.6. Función de valor para Subvenciones (I5) medido en % respecto a I1.

6.3.3.6. Confort: Distribución Vertical de Temperaturas (I6).

Los siguientes diez indicadores pertenecen a la dimensión social de la sostenibilidad. El primero de ellos es el denominado “Confort: Distribución vertical de Temperaturas” (I6). Se trata de un indicador cualitativo, adimensional, con 5 posibles respuestas: aire forzado, convección, radiadores, techo radiante y suelo radiante.

Se entiende que la instalación está siempre diseñada y ejecutada de forma adecuada, en general y en lo que pueda afectar al confort debido a la distribución horizontal de temperaturas. Por tanto, no entran en la evaluación de este indicador posibles problemas causados por diseños y ejecuciones no adecuados.

Por otro lado, aquí no se tienen en cuenta los problemas asociados a la velocidad del aire causada por el sistema de calefacción. Las posibles molestias por dicha causa se tratan en el siguiente indicador.

La evaluación de este indicador se basa en la comparación entre la curva de distribución vertical de temperaturas de cada uno de estos 5 sistemas, con respecto a las de máximo confort teórico. Se han analizado las curvas de Rojas (2004), Carrier (2017), UPONOR (2013) y OVACEN (2020).

Para calcular los posibles valores que puede tomar este indicador se han tomado como base dichas curvas, y se ha calculado el área de la diferencia entre la curva correspondiente a la distribución ideal de temperaturas y la del sistema a evaluar, ponderada según la distancia desde el suelo hasta la cabeza. Se ha asignado un peso superior a las zonas de la cabeza y los pies, y más moderado en las zonas centrales del cuerpo, pues son dichas zonas, cabeza y pies, las que influyen en mayor proporción en la sensación de confort.

Las curvas propuestas por las cuatro fuentes antedichas tienen ciertas diferencias. Por ello, los resultados del cálculo son diferentes para cada una de las fuentes consultadas. Finalmente, se ha elegido la de Rojas (2004), por ser la que parece más coherente.

Al sistema más desfavorable, que arroja una mayor diferencia entre la curva del sistema y la ideal, se le asigna un índice de satisfacción de 0,1. De esta forma queda abierta la posibilidad de que puedan calificarse sistemas con peor comportamiento. Para el resto de sistemas se interpola entre 0,1 y 1. Este último valor sólo puede alcanzarlo un sistema cuya curva de distribución de temperaturas coincida con la óptima teórica. De esta forma se obtiene, cuantitativamente, una clasificación del confort alcanzado con cada uno de los sistemas, a efectos de la distribución vertical de temperaturas. Se han obtenido así las siguientes respuestas:

1. **Respuesta 1: Aire forzado.** Nivel de satisfacción de 0,1. Asociada a aquellas tecnologías en las que la entrega de energía se basa en la impulsión de aire al local.
2. **Respuesta 2: Techo radiante.** Nivel de satisfacción de 0,45. Asociada a cualquier sistema que transmite el calor por radiación desde el techo.
3. **Respuesta 3: Radiadores.** Nivel de satisfacción de 0,54. Asociada a las alternativas en las que la entrega de calor se hace mediante radiadores.
4. **Respuesta 4: Convección (natural).** Nivel de satisfacción de 0,67. Propia de aquellas tecnologías en las que la entrega de calor se realiza por convección natural.
5. **Respuesta 5: Suelo radiante.** Nivel de satisfacción de 0,99. Cualquier sistema que transmite el calor por radiación desde el suelo.

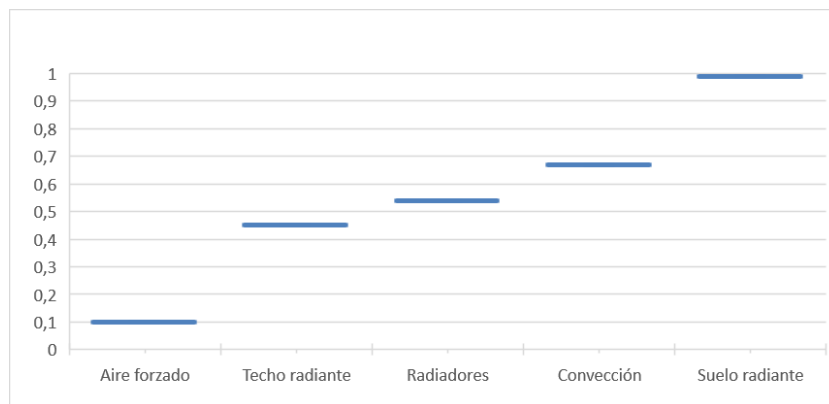


Figura 6.7. Función de valor para el indicador de Confort: Distribución vertical de Temperaturas (16).

Dado que las curvas de distribución vertical de temperaturas dependen del sistema utilizado para entregar el calor, cada una de las posibles respuestas englobaría a todas aquellas tecnologías que presenten un sistema de entrega similar. Por ejemplo, cualquier sistema de entrega de energía basado en la impulsión forzada de aire caliente, sea hidrónico con fan-coils, o todo aire, VAV o CAV, tiene una valoración semejante con respecto a este parámetro y, por tanto, el mismo nivel de satisfacción. Con radiadores y convectores la situación es parecida, pero no igual; en ambos la entrega del calor se produce, a efectos de distribución vertical de

temperaturas, por convección natural y desde una posición similar en el espacio, al ser aparatos murales en ambos casos. Sin embargo, los fenómenos de transmisión de calor no son iguales en ambos casos, y por ello hay una pequeña diferencia entre sus índices de satisfacción.

Cualquier otra alternativa que genere un confort similar o superior al de la Respuesta 5 (suelo radiante), debe tener el máximo nivel de satisfacción. De la misma forma, si hubiese una tecnología que generase un confort inferior al de la primera respuesta, podría considerarse una valoración adicional asociada a un nivel de satisfacción inferior al de la misma.

6.3.3.7. Confort: Velocidad del Aire (I7).

El siguiente indicador social se llama “Confort: Velocidad del Aire” (I7), y su nombre es suficientemente descriptivo. De nuevo, es un parámetro difícil de cuantificar, ya que los efectos de la velocidad del aire sobre cada individuo tienen un marcado carácter subjetivo. Por tanto, se ha optado por evaluar este indicador de forma cualitativa en base a la experiencia de diversas personas consultadas, mediante el uso de tres posibles respuestas que se reflejan en la Figura 6.8.

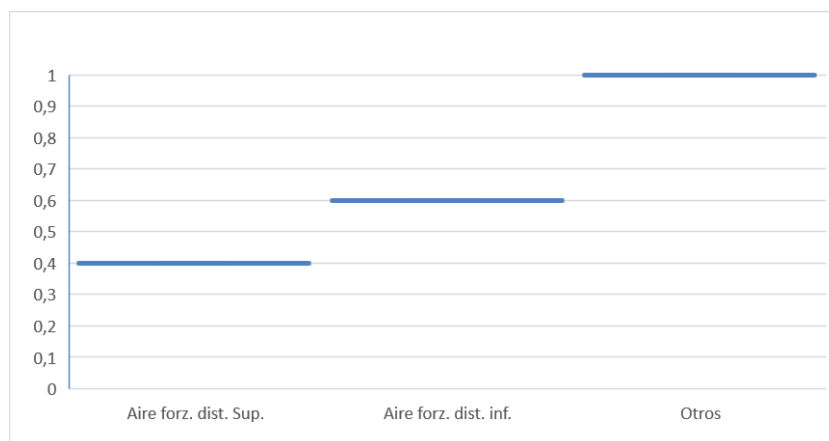


Figura 6.8. Función de valor para el indicador de Confort: Velocidad del Aire (I7).

Cada respuesta está asociada a un determinado sistema de distribución de calor. Evidentemente, se entiende siempre que el diseño del sistema es adecuado a las condiciones del espacio a climatizar, y que los elementos, difusores, rejillas o toberas están bien diseñados y calculados para que las velocidades en las zonas ocupadas se encuentren por debajo de los límites establecidos por el RITE (Ministerio de la Presidencia 2007) en su Instrucción Técnica 1.1.4.1.3. También se entiende que las características de la impulsión se adaptan a las condiciones geométricas del espacio, de forma que se empleen sistemas de impulsión horizontal con efecto coanda para alturas reducidas, o difusores de largo alcance, tipo tobera, cuando las alturas son superiores. Los valores que puede tomar este indicador son tres:

1. **Respuesta 1: Aire forzado con distribución superior.** Nivel de satisfacción de 0,4. Distribución por aire forzado con rejillas o toberas orientadas hacia abajo. Es la opción que provoca las mayores molestias, al incidir el flujo de aire directamente sobre la cabeza, el cuello y el tronco de los usuarios.
2. **Respuesta 2: Aire forzado con distribución inferior.** Nivel de satisfacción de 0,6. Distribución por aire forzado con rejillas o toberas orientadas hacia arriba. La incidencia del penacho sobre los usuarios es indirecta, provocando menos molestias que el sistema anterior.
3. **Respuesta 3: Otros.** Nivel de satisfacción de 1. Todos aquellos sistemas en los que no hay convección forzada, y las corrientes de aire existentes son provocadas generalmente por el gradiente vertical de temperaturas de la sala. Por tanto, se trata de corrientes de baja velocidad, que no provocan molestias a los usuarios.

6.3.3.8. Nivel Sonoro (I8).

El indicador de nivel sonoro (I8) evalúa las molestias producidas por el ruido producido por los equipos en las zonas habitables, en general, y especialmente en los puntos de salida del aparato en cuestión; por ejemplo, en la salida del difusor o tobera, en sistemas de impulsión de aire.

Aunque en algunos casos no se deriva ningún tipo de molestia provocada por los elementos emisores en su funcionamiento ordinario, en otros pueden llegar a generar ciertos niveles de presión sonora. Es verdad que, en el caso de los aparatos utilizados en el mercado doméstico, los niveles sonoros están dentro de un intervalo de valores limitado, y por tanto podría pensarse que el indicador no es necesario. Por el contrario, de un lado, hay aparatos de calidad superior a otros, que emiten un menor nivel de ruido. Por otro, es importante el poder contemplar otras opciones más ruidosas, en aras de universalizar el modelo.

Este indicador mide el índice de satisfacción asociado al nivel sonoro antedicho, medido en decibelios A (dBA). El nivel sonoro viene determinado por la presión de la onda sonora emitida. Al ser una presión, la correspondiente unidad del sistema internacional es el Pascal (Pa). Sin embargo, al ser muy grande la amplitud del rango de valores, para medir el nivel de presión sonora se suele utilizar una escala logarítmica que relaciona la presión sonora emitida con un valor de referencia. La presión de referencia depende del medio de transmisión de la onda (del sonido); en el aire es de 20 μ Pa. El oído humano presenta diferentes sensibilidades a diferentes frecuencias. Para tener en cuenta esta circunstancia, los instrumentos de medida de la presión sonora aplican ponderaciones a cada frecuencia, que acercan el comportamiento del aparato al objeto de la medición. En el caso del oído humano, la escala de ponderación elegida es la denominada A, siendo la unidad el decibelio A (dBA).

Es importante aclarar que la Organización Mundial de la Salud (OMS) aconseja niveles sonoros inferiores a 30 dBA continuos durante la noche (OMS 2009). De hecho, hasta dicho valor no se aprecian, salvo excepciones, efectos biológicos sobre los individuos. Entre 30 y 40 dBA se observan ciertos efectos sobre el sueño de los individuos, como movimientos del cuerpo, agitación, o alteraciones del sueño, entre otras posibilidades. La intensidad de estos efectos depende de la fuente que produce el ruido y del número de sucesos de ruido. A partir de 40 dBA, se producen efectos adversos sobre la salud, en especial, sobre los grupos más vulnerables. Teniendo todo esto en cuenta, se ha optado por diseñar una función de valor poco exigente

hasta 30 dBA, valor, a partir del cual, el nivel de satisfacción decrece rápidamente hasta alcanzar un valor de 0 en 45 dBA, tal como se muestra en la Figura 6.9.

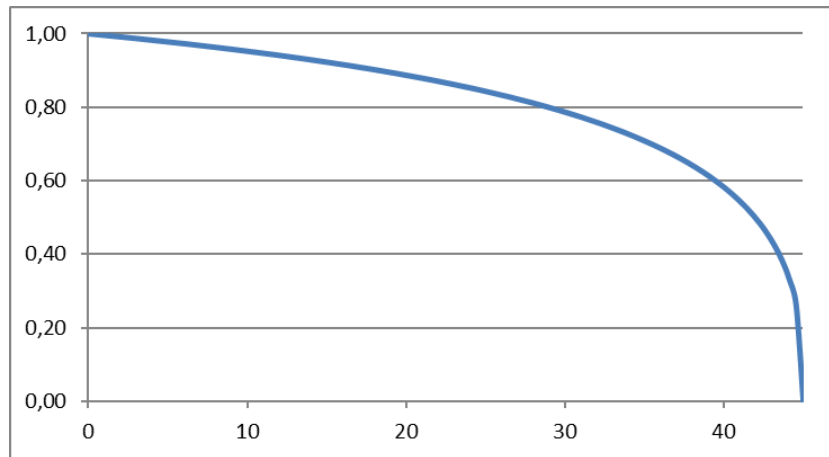


Figura 6.9. Función de valor para el indicador de Nivel Sonoro (I8) medido en dBA.

6.3.3.9. Flexibilidad de Regulación de Temperatura (I9).

El siguiente indicador social del modelo es el de flexibilidad de regulación de temperatura (I9). Se trata de un parámetro cualitativo que evalúa la facilidad con la que se pueden establecer condiciones de confort térmico adaptadas a las necesidades de los usuarios. Por tanto, el nivel de satisfacción será mayor para aquellos sistemas que permiten el control de la temperatura de una forma más individualizada y sencilla, teniendo también en cuenta que unos sistemas tienen mayor inercia térmica que otros y, por tanto, se adaptan más lentamente a las necesidades de los usuarios.

Se han considerado 5 posibles respuestas, recogidas en la Figura 6.10, cada una de ellas asociada a una determinada tecnología, con su correspondiente nivel de satisfacción. Cada respuesta se considera representativa de un tipo de equipo. Así, la opción menos valorada, con un nivel de satisfacción de 0,1, es la correspondiente a sistemas unizona: cualquiera, sea centralizado o no, en el que la regulación de la temperatura no sea posible realizarla localmente, porque sólo suele haber un termostato para toda la zona a acondicionar, o bien hay más de uno con un algoritmo que calcula la media de temperaturas y toma decisiones para toda el área.

A pesar de que esto depende del número y distribución de los circuitos que se proyecten, las opciones radiantes tienen capacidad de regulación local. En el otro lado de la balanza, la propia solución constructiva motiva que posean cierta inercia, por lo que se valoran con 0,5.

En las instalaciones con radiadores la temperatura no solo se puede regular de forma centralizada mediante termostatos de ambiente capaces de entregar el agua a una temperatura que será función de la temperatura exterior y la interior, sino que también es posible conseguir regulación local, utilizando para ello válvulas termostáticas en cada radiador, solución que da un

excelente resultado. A pesar de tener una buena respuesta, también cuentan con una cierta inercia, en función, sobre todo del material de los elementos radiadores. Por todo lo dicho, es una solución bastante mejor que la anterior, y se ha valorado con un índice de satisfacción de 0,7.

Los aparatos de convección natural también presentan regulación de temperatura sencilla, si bien, en este caso, su influencia se ve limitada por el alcance de estos aparatos. De todas formas, las diferencias son muy pequeñas con respecto a los radiadores, y en índice de satisfacción baja muy poco, de 0,7 a 0,6.

Por último, el valor más alto se asigna a aparatos que cuentan con sistemas capaces de llevar a cabo un control continuo e individualizado de temperatura. Además, lo hacen de forma sencilla. En este grupo están sistemas como los VAV, VRV, *multisplit*, *split*, o los de *fancoils*. En este caso estamos hablando de calefactar, pero cuando se trata de aire acondicionado estos equipos pueden producir calor o frío, según sea la demanda. Es cierto que algunos de estos sistemas, sobre todo los de tipo doméstico, no producen calor o frío indistintamente, y tienen una posición de funcionamiento de *verano*, con producción de frío, y otra de *invierno*, en que produce calor. Incluso en estos casos, se trata de sistemas con muy baja inercia térmica, que se adaptan rápidamente a la demanda, por lo que se les asigna un índice de satisfacción máximo. Todo lo anterior se refleja en la Figura 6.10.

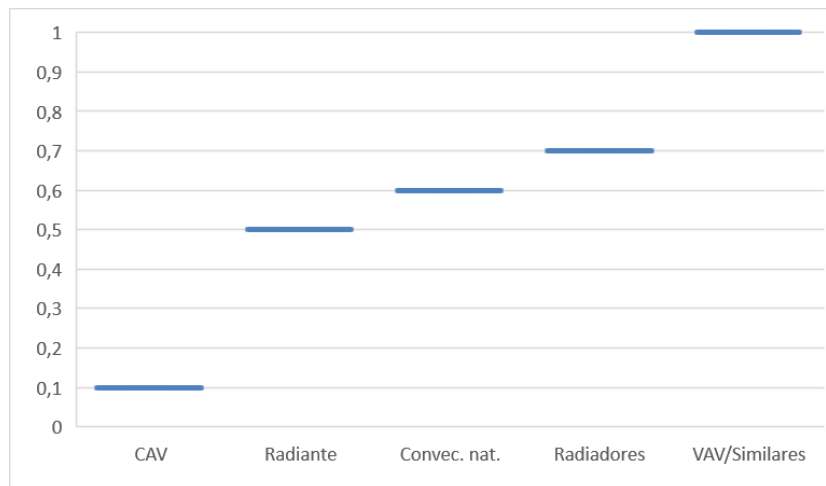


Figura 6.10. Función de valor para Flexibilidad de Regulación de Temperatura (I9).

Por tanto, las posibles respuestas y sus índices de satisfacción quedan así:

1. **Respuesta 1: Sistema todo aire CAV.** Nivel de satisfacción de 0,1.
2. **Respuesta 2: Suelo o techo radiante.** Nivel de satisfacción de 0,5.
3. **Respuesta 3: Convección natural.** Nivel de satisfacción de 0,6.
4. **Respuesta 4: Radiadores.** Nivel de satisfacción de 0,7.
5. **Respuesta 5: Sistema todo aire VAV, sistemas con fan-coils.** Nivel de satisfacción de 1,0.

6.3.3.10. Control de Calidad del Aire (humedad-pureza) (I10).

El décimo indicador se llama *Control de Calidad del Aire*, y se refiere a su limpieza y humedad. La calidad del aire en el interior de los edificios es un factor de considerable importancia. La exposición a productos químicos, partículas, humedad, mohos y otros agentes biológicos procedentes de los muebles, los tejidos sintéticos, o los productos de limpieza, entre otros, existentes en el aire interior, se relacionan con enfermedades como asma, cáncer de pulmón, alergias y otras enfermedades respiratorias y cardiovasculares (EEA 2013). Según World Health Organization (WHO 2003), más de 1,6 millones de muertes fueron atribuidas a la contaminación por humos procedentes de la utilización de combustibles fósiles en las viviendas.

Para su evaluación se recurre, de nuevo, a un indicador cualitativo, a través de etiquetas semánticas. Este parámetro favorece a aquellos sistemas que cuentan con este tipo de control, utilizando para ello filtros de limpieza o sistemas de humidificación / deshumidificación, frente a los que no disponen de estas utilidades.

Los filtros se emplean para eliminar las impurezas del aire, consiguiéndose, de esta forma, aire limpio y de calidad. Su eficacia depende de su capacidad de filtrado. La menor corresponde a los más sencillos y comunes, de nylon, y las mayores a los más sofisticados, como los filtros HEPA (*High Efficiency Particle Air*) o ULPA (*Ultra Low Penetration Air*), que son capaces de interceptar hasta las micropartículas.

Puesto que se trata de un indicador de confort, se entiende que los aparatos, en su caso, van equipados con filtros ordinarios, cumpliendo, eso sí, lo dispuesto al efecto por la Instrucción Técnica ITC 1.2 (Exigencia de calidad del aire interior), del Reglamento de Instalaciones Térmicas en los Edificios (RITE; Ministerio de la Presidencia 2007). Se entiende también que, de acuerdo con el RITE, en todo edificio existe un sistema que permite una adecuada renovación del aire.

La humedad relativa del aire interior es otro de los parámetros de confort, por un lado, por estar directamente relacionada con la sensación térmica y, por otro, porque la humedad se relaciona con la proliferación de mohos y bacterias, causando ciertas patologías respiratorias, alergias, asma y reacciones inmunológicas (WHO 2009).

Antes de detallar las respuestas consideradas y los correspondientes niveles de satisfacción, resulta preciso realizar una pequeña descripción de las diferentes tecnologías en términos de control de la calidad del aire.

Los sistemas centralizados todo aire VAV y CAV, y sus correspondientes variantes, cuentan con una Unidad central de Tratamiento de Aire (UTA) en la que se prepara el aire, renovándolo parcial o totalmente (*free-cooling*), filtrándolo, controlando su humedad y modificando su temperatura. Hay UTAs que tienen, incluso, un subsistema de desinfección del aire, si bien su empleo generalmente se circunscribe a atmósferas muy controladas, como las de los quirófanos.

Los sistemas centralizados aire-agua de inducción también incluyen una UTA que prepara el aire primario, tras tomarlo de la calle. Posteriormente el aire primario es transportado a altas velocidades por conductos, para ser mezclado con el aire de la sala (aire secundario), por medio de las unidades de inducción. A pesar de que solamente al aire primario se trata en la UTA, las unidades de inducción tienen un sistema de limpieza del aire secundario. Entre unas cosas y otras, y si bien es verdad que el control de calidad del aire no es tan bueno como en un sistema

todo aire, los sistemas de inducción controlan bastante bien dicha calidad. De todas formas, estos sistemas apenas se usan.

Por otra parte, el tratamiento del aire en los sistemas centralizados todo agua, o bien no existe, o es muy pobre. No existe en radiadores, convectores, y suelo radiante. En los sistemas de *fan-coil* se suele recircular el aire de la propia estancia, si bien estos equipos suelen incorporar filtros de limpieza del aire. En edificios bajos y protegidos del viento, en los que no pueda producirse efecto chimenea (entrada de agua y aire a presión, o absorción de aire, por causa del viento), la unidad *fan-coil* puede incluir una toma de aire exterior, pero no hay posibilidad de control de la humedad, ni de desinfección.

Con respecto a los sistemas eléctricos, estos tampoco permiten tratamiento alguno del aire.

Finalmente, los sistemas de transporte de refrigerante (VRV/VRF, *multisplit* y *split*), así como los sistemas centralizados todo agua con bombas de calor de bucle cerrado, generalmente incluyen, en las unidades interiores, sistemas de filtrado del aire interior, pero no permiten controlar la humedad ni desinfectar. A pesar de ello, hoy en día hay fabricantes (p. ej., Mistubishi) que venden, como complemento a sus sistemas de transporte de refrigerante, sistemas de renovación de aire que, siendo independientes del sistema de acondicionamiento de aire, incluyen sistemas de humidificación y de recuperación de calor (HRV: *Heat Recovery Ventilation*). Cuando un sistema de transporte de refrigerante incluye un sistema de este tipo, su control de la calidad del aire es bastante buena.

Teniendo en cuenta todo lo anterior, se han definido tres posibles respuestas, reflejadas en la Figura 6.11. La primera engloba los sistemas que no disponen de ningún tipo de tratamiento del aire, a la que se le asigna un índice de satisfacción nulo. La segunda recoge el caso, muy frecuente, de los equipos que incluyen filtro en las unidades interiores, a los que se da un índice de satisfacción 0,5, pues cumplen una parte importante de las exigencias que trata de recoger el indicador. La tercera engloba los aparatos que filtran el aire y controlan la humedad, con un índice de satisfacción de 0,9. El último grupo, con un índice de satisfacción máximo, algo superior al anterior, dada su limitada aplicabilidad a los edificios de vivienda, recoge los equipos que, además de lo anterior, desinfectan el aire. El resumen de todo ello es el siguiente:

1. **Respuesta 1: Sistemas sin tratamiento de aire.** Nivel de satisfacción de 0. Los radiadores, convectores, sistemas radiantes y sistemas eléctricos entran dentro de esta categoría.
2. **Respuesta 2: Sistemas con filtro en las unidades interiores, y sin otro tipo de tratamiento del aire.** Nivel de satisfacción de 0,5.
3. **Respuesta 3: Sistemas con UTA, o sistema similar.** Nivel de satisfacción de 0,9. Entrarían dentro de esta clasificación los sistemas todo aire (VAV y CAV) y los sistemas aire-agua de inducción, que realmente tengan capacidad de filtrado y regulación de la humedad. También los de transporte de refrigerante que incorporen un sistema HRV que sea capaz de controlar la humedad.
4. **Respuesta 4: Sistemas con UTA, con capacidad de desinfección.** Nivel de satisfacción de 1.

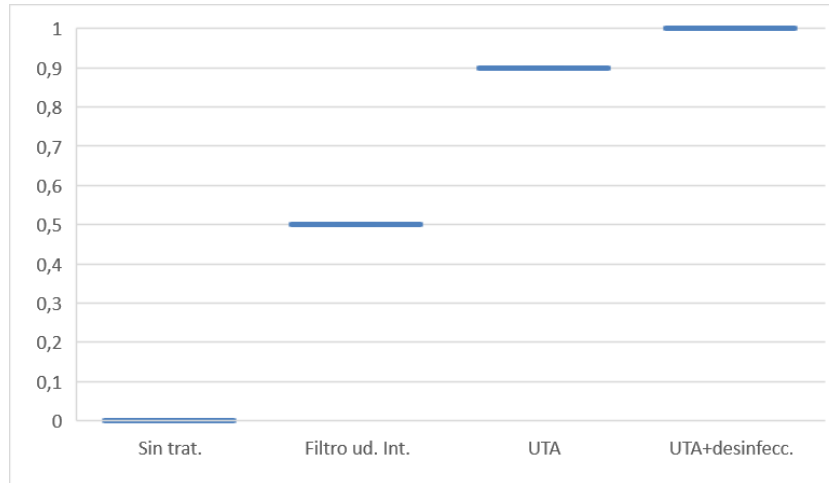


Figura 6.11. Función de valor para el indicador Control de Calidad del Aire (humedad-pureza) (I10).

6.3.3.11. Volumen Destinado a Instalaciones (I11).

El siguiente indicador social es el de volumen destinado a instalaciones (I11). Es un parámetro cuantitativo que evalúa el volumen necesario para alojar los equipos más representativos, que dependen del sistema que se emplee: caldera, planta de agua fría, UTA, unidad exterior VRV/VRF, o paneles solares, entre otros. Incluye los volúmenes de respeto que establece la normativa o que recomienda el fabricante para operación o mantenimiento de los aparatos (distancias a paredes, apertura de puertas, etc.), pero en ningún caso elementos accesorios como válvulas, circuladoras o tubos, etc.).

Este indicador se mide en m^3/m^2 , es decir, evalúa el volumen que ocupan los aparatos respecto a la superficie climatizada, habiendo una clara correlación entre ambos parámetros. A este respecto, se considera que no todos los volúmenes tienen el mismo valor, de tal forma que no resulta comparable el empleado en un espacio común que el de uno privativo; para tener en cuenta esta diferencia, se considera apropiado incluir en este parámetro un factor de ponderación representativo del tipo de espacio en el que se ubican los equipos. Se considera que no es arriesgado establecer un valor de 2 para este factor cuando los equipos se sitúan en espacios privativos. La información para evaluar el indicador la obtendremos de los planos constructivos del edificio y de los manuales de los fabricantes de los equipos.

Se trata de un indicador que tiene una componente social, ya que cuanto mayor es el volumen ocupado por las instalaciones, menos espacio útil queda a disposición de los usuarios; también tiene una componente económica, por ejemplo, en el caso de un promotor inmobiliario, ya que cuanto mayor volumen ocupado por las instalaciones, menos superficie útil puede vender al comprador. Es cierto que estas superficies no útiles en el edificio acaban por repercutirse en el precio de venta de las viviendas, pero, en cualquier caso, resulta más sencillo negociar un precio con superficie útil que con superficie repercutida. Por otro lado, este indicador es del mismo tipo que el siguiente, el I12, y tiene interrelaciones con él, siendo el indicador I12 el que más

claramente se engloba en el pilar social. Tras dichas reflexiones, se ha incluido este indicador en el pilar social.

Se ha definido una función de valor decreciente con forma de S, reflejada en la Figura 6.12, pues se considera que, para valores bajos, el inversor asume una cierta merma en la superficie útil adquirida, como algo necesario para garantizar las condiciones de confort, y, en valores altos, a partir de cierto valor, puede llegar a considerarse inasumible.

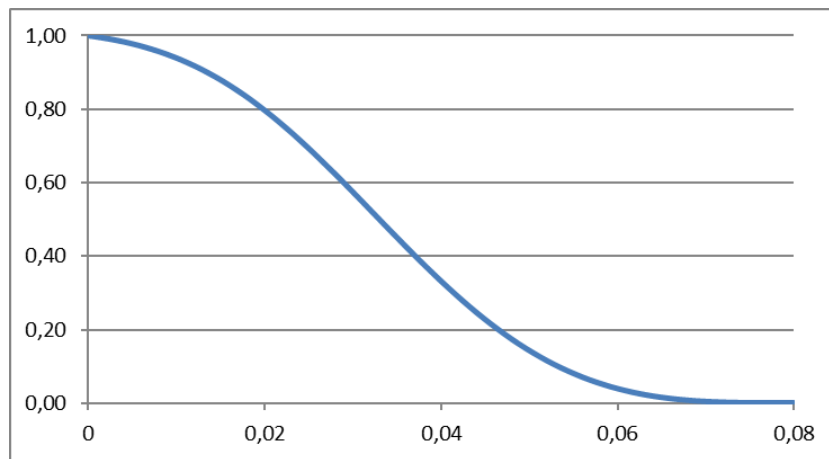


Figura 6.12. Función de valor para el Volumen Destinado a Instalaciones (I11), medido en m^3/m^2 .

6.3.3.12. Volumen de Equipos en Zonas Ocupadas (I12).

Un indicador relacionado con el anterior, pero que no debe confundirse con aquel, es el de volumen de equipos en zonas ocupadas (I12). Este indicador evalúa la incomodidad que puede representar para el usuario la presencia, en los huecos vivideros, de aparatos de distribución de calor que limitan hasta cierto punto el uso de los espacios, no ya solo por la ocupación física que representan, sino por el volumen de respeto que se debe dejar libre para su funcionamiento, lo que puede limitar la movilidad por los espacios, o la decoración, por ejemplo.

Evidentemente, el volumen exacto depende, dentro de cada sistema de transmisión de calor, de factores sometidos a una variabilidad importante, como el volumen de los propios modelos de aparato elegidos o la situación exacta donde se instalan con respecto a otros elementos constructivos, como puertas, huecos, muebles, etc. Por tanto, resulta razonable establecer una valoración cualitativa mediante el uso de una función de valor tipo escalón.

Resulta obvio que los sistemas de paramento radiante (suelo, techo, o muro radiante) son los equipos que presentan una menor necesidad de volumen en zonas ocupadas. Tras ello vienen los sistemas de distribución superior, es decir, de aquellos en los cuales se impulsa aire por la parte superior del habitáculo. Son sistemas que, por la configuración de la distribución superior, no requieren de volúmenes específicos, en zonas ocupadas, más allá de los derivados de las dimensiones físicas de los equipos o conductos. En último lugar con el menor índice de satisfacción, se encuentran todos los aparatos murales. Es decir, todos aquellos aparatos vistos,

como los *fan-coils*, los radiadores o los convectores, entre otros. En estos casos, el volumen ocupado no se limita al que se deriva de las propiedades físicas del elemento ya que, los aparatos, en su funcionamiento, irradian calor, o crean corrientes convectivas que precisan de cierto volumen libre a su alrededor, disminuyendo el rendimiento de los equipos en si no se deja ese volumen libre. También habría que englobar en esta categoría aquellos sistemas en los que la distribución se hace a nivel del suelo, con distribución mediante difusores ubicados en falsos suelos que actúan como *plenum*. Es una solución poco empleada en viviendas, pero existente en otro tipo de edificios, en particular algunos administrativos o de grandes equipamientos culturales.

Teniendo en cuenta todo lo dicho, se han definido tres posibles respuestas, reflejadas en la Figura 6.13, para cada una de las categorías indicadas. Así, para los sistemas de paramento radiante, el valor debe ser 1, pues no existen volúmenes en zonas ocupadas. Cierta es que la mayor ocupación de las superficies redonda en una disminución del rendimiento, con la aparición de sombras frías, pero no es eso lo que se evalúa en este indicador.

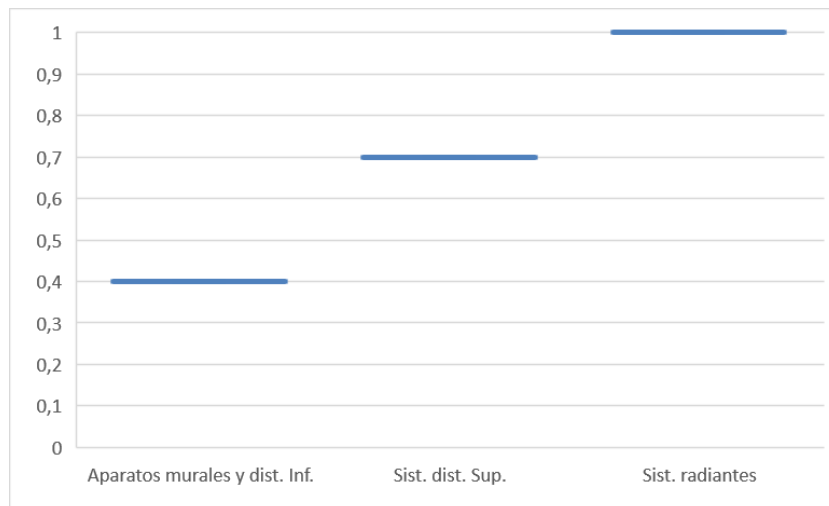


Figura 6.13. Función de valor para el Volumen de Equipos en Zonas Ocupadas (I12).

Para los demás sistemas se ha hecho una simulación sobre una pieza tipo: una habitación de 12 m² y 2,7 m de altura, en una vivienda en la que se han comparado los volúmenes útiles que resultan necesarios para instalar los elementos en cada una de las alternativas, así como las distancias de respeto necesarias, empleando datos procedentes de catálogos comerciales para cada solución concreta, y de forma que (1) se cumplan las condiciones para que el rendimiento de los aparatos instalados en el suelo sea del 100% (IDAE, 2012), y que (2), en el caso de sistemas de distribución superior, queden aseguradas las corrientes de aire necesarias para que el sistema funcione sin obstáculos. Además, se han ponderado estos volúmenes según sea su utilidad, menor (se ha cuantificado en la mitad) en caso de ser a la altura del techo, por entender que los volúmenes a la altura del techo resultan menos útiles que a la altura del suelo. De esta

forma, para los sistemas de distribución superior el valor resultante es 0,7, y para los aparatos murales y distribución inferior, la valoración es de 0,4. El resumen de ello es el siguiente:

1. **Respuesta 1: Aparatos murales y distribución inferior.** Nivel de satisfacción de 0,4.
2. **Respuesta 2: Sistemas de distribución superior.** Nivel de satisfacción de 0,7.
3. **Respuesta 3: Sistemas de paramentos radiantes.** Nivel de satisfacción de 1,0.

6.3.3.13. Reparación: Tiempo y Molestias (I13).

El indicador llamado *Reparación: Tiempo y Molestias (I13)* es un parámetro cualitativo a través del cual se evalúan las molestias derivadas de las posibles averías de los equipos. Por ejemplo, la dificultad a la hora de identificar y reparar una avería, o el volumen de las obras a realizar.

Se han definido cuatro posibles respuestas, reflejadas en la Figura 6.14. En el nivel más alto, al que se le ha asignado un nivel o índice de satisfacción de 1, están los sistemas alimentados eléctricamente. Los puede haber de muchos tipos: sistemas basados en resistencias eléctricas, sistemas compactos todo aire CAV o VAV, o todos los de transporte de refrigerante (*split, multisplit, VRV/VRF*). Son sistemas en los que las averías son fáciles de detectar, y la reparación o bien se hace en la sala de máquinas o en cubierta o, si afectasen a elementos terminales, normalmente se pueden incluso retirar, por lo que las molestias son mínimas.

En el nivel más bajo, con un índice de satisfacción casi despreciable (0,15), se sitúan los sistemas de paramentos radiantes, sean hidrónicos o eléctricos. Si bien estos sistemas no presentan gran cantidad de averías, las que se presentan en los circuitos son difíciles de detectar y ubicar, y su reparación implica la realización de obras muy trabajosas y molestas, que impiden utilizar los espacios durante tiempo dilatado. Es más, a veces, con averías importantes de suelo radiante, el cliente opta por anular el sistema y disponer uno nuevo, de otro tipo.

Entre los dos anteriores, con un nivel o índice de satisfacción intermedio, de 0,5, se encuentran los sistemas con fluido caloportador, que sean diferentes de los sistemas de paramentos radiantes, y que no tengan una caldera de biomasa. Entre otros, se incluyen aquí los sistemas hidrónicos de radiadores, convectores y *fan-coils*, que tienen aparatos alimentados por agua en zonas ocupadas, y también todos aquellos que tienen sistemas de funcionamiento complejo, como:

- Los todo aire (CAV y VAV) a medida, en el caso de que incluyan caldera, torre de refrigeración, placas solares, o sub-sistema geotérmico.
- Los centralizados de inducción aire-agua.
- Y los centralizados todo agua con bombas de calor de bucle cerrado.

Finalmente, se ha establecido una respuesta aparte para los sistemas con calderas de biomasa, con un nivel o índice de satisfacción mayor que el de los sistemas de paramento radiante, pero bastante bajo, de 0,3, por ser equipos que, aunque robustos, requieren atención constante, en especial para la limpieza del hogar. El resumen de todo lo dicho es el siguiente:

1. **Respuesta 1: Sistemas de paramento radiante (hidrónicos o eléctricos con suelo, techo o pared radiante).** Nivel de satisfacción de 0,15.
2. **Respuesta 2: Sistemas con caldera de biomasa.** Nivel de satisfacción de 0,3.
3. **Respuesta 3: Sistemas con fluido caloportador, diferentes de los anteriores.** Nivel de satisfacción de 0,5.
4. **Respuesta 4: Sistemas eléctricos.** Nivel de satisfacción de 1,0.

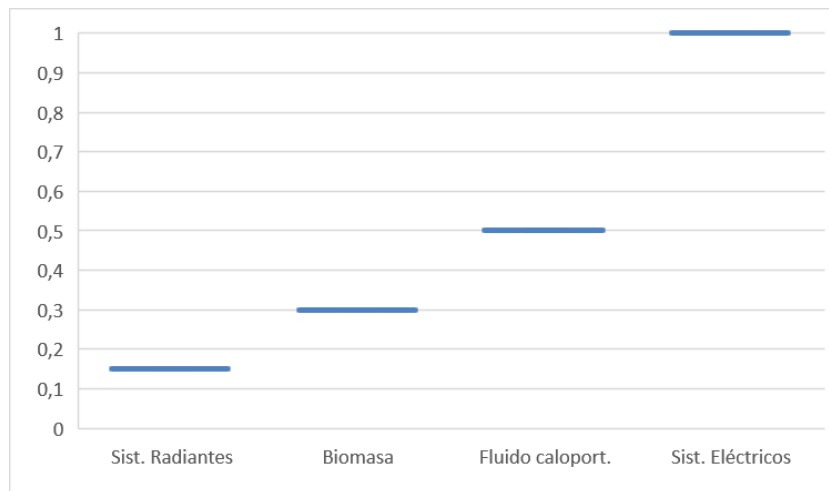


Figura 6.14. Función de valor para el indicador de Reparación: Tiempo y Molestias (I13).

6.3.3.14. Periodicidad del Suministro Energético (I14).

El siguiente indicador es el relacionado con la periodicidad del suministro energético (I14). Es un parámetro discreto que mide las molestias que le puede producir a un individuo la necesidad de proveerse del combustible necesario para su sistema, según su periodicidad: suministro continuo, como es el caso del gas natural, o periódico, como es el caso de los depósitos de gas licuado de petróleo (en adelante, GLP), de combustibles líquidos o de biomasa.

Evidentemente, el mayor índice de satisfacción se obtiene con los sistemas de suministro continuo, en los que el individuo no tiene necesidad de preocuparse del suministro, al estar garantizado en caudal y calidad y existir garantías normativas al respecto. Por tanto, el resto de opciones presentan una valoración progresivamente menor en función de la periodicidad. No se van a definir respuestas para sistemas concretos, ya que, dependiendo de las condiciones de cada uno, la periodicidad del suministro fluctuará en función de la capacidad del depósito existente, del consumo de la instalación, o de las condiciones contractuales establecidas por la comercializadora. Por tanto, será el evaluador el que determine ante qué circunstancia se encuentra en cada caso, eligiendo una de las siguientes posibles opciones, que también se reflejan en la Figura 6.15:

1. **Respuesta 1: Suministro trimestral.** Nivel de satisfacción de 0,2.
2. **Respuesta 2: Suministro semestral.** Nivel de satisfacción de 0,5.

3. **Respuesta 3: Suministro anual.** Nivel de satisfacción de 0,8.
4. **Respuesta 4: Suministro continuo.** Nivel de satisfacción de 1,0.

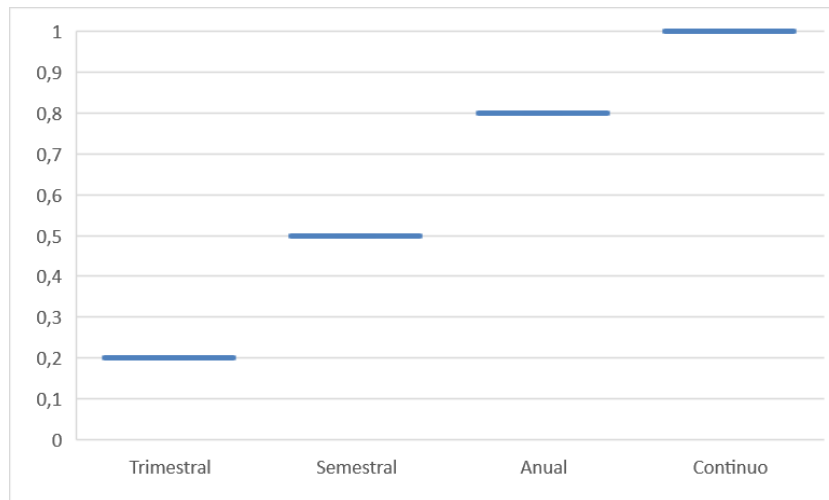


Figura 6.15. Función de valor para la Periodicidad del Suministro Energético (I14).

6.3.3.15. Riesgo de Accidente (I15).

Un indicador de gran relevancia en el modelo es el de riesgo de accidente (I15). Este parámetro se evalúa a través de una escala de etiquetas semánticas formada por cinco niveles de riesgo. Para la definición de dicha escala se han tenido en cuenta las características del combustible utilizado. Es complicado establecer un orden de la peligrosidad de los diferentes sistemas, y no tendría por qué estar basado necesariamente en el combustible utilizado, pero parece bastante intuitivo que debe ser así, pues en condiciones normales de construcción y operación, los peligros potenciales de los diferentes sistemas están asociados a posibles accidentes.

Apenas se ha encontrado información al respecto. De hecho, se han encontrado únicamente dos fuentes. Una es una estadística de accidentes por incendios en el hogar, de la National Fire Protection Agency norteamericana (NFPA, 2018), y la otra es una estadística sobre accidentes y lesiones que notifican los servicios de urgencias de los hospitales, de la Consumer Product Safety Commission norteamericana (CPSC, 2005).

En la primera se cuantifica el número de incendios producidos y los datos correspondientes al número de muertes, a los heridos y a los daños económicos provocados por cada incendio. Está clasificada por tipo de combustible de los sistemas de producción térmica: sólido (madera, pellets), líquido (gasóleo y keroseno), gaseoso (gas natural y GLP) y electricidad. No se ha empleado este documento por ser incompleto, ya que se centra, en exclusiva, en aquellos accidentes en los que se han producido incendios. Constituye, por tanto, una parte de la información correspondiente al total de incidentes producidos.

El otro documento aporta datos de los hospitalizados por accidentes domésticos según el tipo de aparato que causa el accidente y, dentro de estos, según el combustible empleado. Valora el

coste de los accidentes al utilizar cada uno de los sistemas, asignando un valor de 5 millones de dólares por fallecido, y tomando como coste relacionado con los heridos el que manifiestan los hospitales según sus tablas de costes internos. Consideramos este documento más adecuado que el anterior, pues recoge la totalidad de los incidentes, de cierta consideración, provocados por estos sistemas.

Asignando el máximo índice de satisfacción (1) al sistema con el menor coste (gasoil), y comparando con este el coste de los restantes sistemas, se han obtenido los siguientes índices de satisfacción de las otras alternativas, que también se reflejan en la Figura 6.16:

1. **Respuesta 1: Sistemas de Gas.** Nivel de satisfacción de 0,1.
2. **Respuesta 2: Sistemas de Biomasa.** Nivel de satisfacción de 0,6.
3. **Respuesta 3: Sistemas eléctricos.** Nivel de satisfacción de 0,8.
4. **Respuesta 4: Sistemas de gasoil.** Nivel de satisfacción de 1.

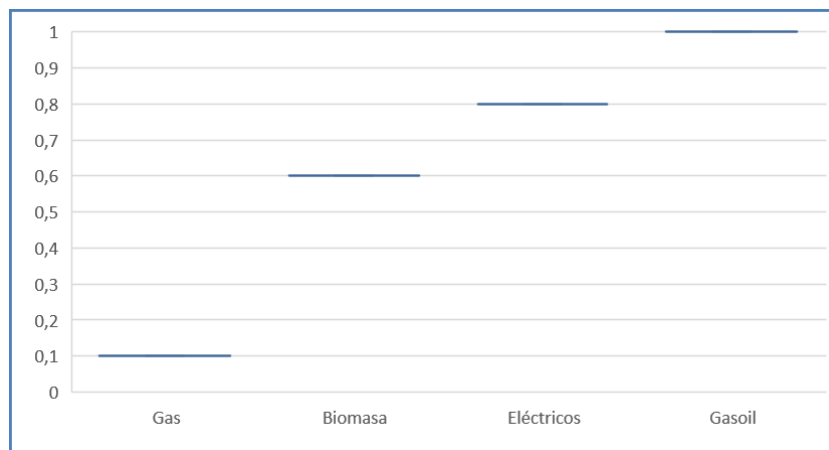


Figura 6.16. Función de valor para el Riesgo de Accidente (I15).

6.3.3.16. Indicadores Medioambientales (I16 a I21).

El siguiente bloque corresponde a los indicadores medioambientales. Según la OMS, cada año más de 2 MM de personas mueren de forma prematura por los efectos derivados de la contaminación del aire en espacios urbanos abiertos y en espacios cerrados (WHO, 2006).

Para una cierta demanda térmica a cubrir, la carga contaminante emitida depende del poder calorífico del combustible utilizado, de su composición estequiométrica y de las características de su combustión. Los combustibles empleados a nivel domiciliario son, básicamente, el gas natural, el GLP, el gasóleo C, la biomasa y la electricidad. Se complementan en muchos casos con ciertos aprovechamientos renovables: mini eólica, solar o geotérmica, entre otras opciones.

Para la producción industrial de energía eléctrica primaria se utilizan el carbón (en vías de eliminación total, en España), el gas en ciclos combinados, los combustibles nucleares, y las energías renovables: hidráulica, solar, eólica, biogás, residuos, etc. Cada combustible y cada

tecnología llevan asociados un conjunto de contaminantes, algunos característicos de alguna tecnología específica, y otros comunes a todas.

Para la evaluación de los indicadores ambientales no se han tenido en cuenta los aspectos relacionados con la concentración o dispersión de las fuentes de emisión; concentrada, en el caso de las grandes instalaciones de producción de electricidad o calor, o dispersa, en el caso de la producción individual o centralizada en los edificios.

Se han tenido en cuenta los siguientes contaminantes representativos:

- CO_{2eq}. Emisiones de un conjunto de gases de efecto invernadero, asociados con el cambio climático, que constituyen una categoría de impacto (indicador *midpoint*), y que aglutinan en su valoración los efectos conjuntos de la emisión de CO₂, CH₄, N₂O y otros, mediante la suma de las cantidades emitidas de cada uno de los gases, ponderada en función de su potencial de calentamiento global (GWP *Global Warming Potential*).
- NO_x. Óxidos de nitrógeno relacionados con diversas categorías de impacto. Están relacionados con el efecto invernadero, y también con:
 - La destrucción de la capa de ozono estratosférico, que actúa como filtro de la radiación ultravioleta de la luz solar, de forma que su falta provoca daños sobre la salud.
 - La creación de ozono troposférico, que provoca turbidez y suciedad atmosférica.
 - Y los procesos de acidificación.
- SO_x. Óxidos de azufre relacionados con la destrucción de la capa de ozono estratosférico y con la acidificación.
- COVNM: Compuestos Orgánicos Volátiles No Metánicos. Son compuestos químicos orgánicos que contribuyen a la formación de ozono troposférico y al *smog* (niebla fotoquímica), que provoca riesgos para la salud. Se excluye expresamente el metano por su baja reactividad en la atmósfera.
- PM_{2,5} y PM₁₀: partículas en suspensión. Son sustancias o compuestos líquidos o sólidos, presentes en la atmósfera en la forma de partículas o aerosoles, que provocan suciedad atmosférica que causa problemas respiratorios graves. Cuanto menor es el tamaño de las partículas, mayor gravedad tienen sus consecuencias sobre la salud. Su tamaño va desde pocos nanómetros (nm) de diámetro, hasta las 100 micras (100 μm). Se conviene en llamar partículas gruesas a las que tienen un diámetro menor o igual a 10 micras (PM₁₀), y partículas finas a las de tamaño menor o igual a 2,5 micras (PM_{2,5}).

La evaluación de la contaminación provocada por un sistema se puede llevar a cabo bajo dos enfoques diferentes, previamente aludidos en esta Tesis. El primero es el que se basa en indicadores de inventario (*startpoint indicators*), cuantificando las emisiones de cada contaminante según la tecnología utilizada, y ofreciendo el resultado en unidades de masa de contaminante emitidas por cada kWh producido o demandado, según intervenga, o no, el rendimiento de los equipos. Es el modo más antiguo y tradicional, del que hay gran cantidad de información referida a grandes instalaciones de producción térmica, pero muy poca relativa a instalaciones domésticas. Por otro lado, se puede contemplar el problema desde el enfoque de la repercusión sobre el medio de determinados contaminantes según la tecnología empleada; es decir, empleando indicadores de categoría de impacto (*midpoint indicators*).

Para hacer la evaluación de esta última forma, resulta muy interesante el trabajo de Rodrigo et al. (2008), en el que se realiza una evaluación ambiental de la producción de un kWh de energía con algunos combustibles (gasóleo C, gas natural, electricidad, biomasa, etc.), estimando su potencial contaminante según varias categorías de impacto medioambiental (acidificación, eutrofización, cambio climático o toxicidad, entre otros; indicadores *midpoint*). La cuantificación se hace de la manera habitual en estos casos, en base a la unidad equivalente de un contaminante representativo. Así, por ejemplo, para la acidificación se mide el potencial contaminante de cada combustible en kg de $\text{SO}_{2\text{eq}}$, para la eutrofización en kg de $\text{PO}_4^{3-\text{eq}}$, etc. Este tipo de evaluación es la que se pretendía emplear en este Tesis, pero no ha sido posible. Por un lado, la publicación de Rodrigo et al. (2008) no es completa. No incluye todos los combustibles empleados y, en particular, algunos de los más habituales. Por otro, no se ha podido encontrar otra fuente bibliográfica que realice evaluaciones de indicadores de categoría de impacto, y que sea completa.

Por ello se ha optado por una evaluación basada en indicadores de inventario, para lo cual resulta muy útil la publicación de Lumbreras et al. (2009), en la que los autores calculan, en base a estudios diversos, los factores de emisión de varios contaminantes por unidad de energía térmica, en los sectores residencial, comercial e institucional, en g/GJ o kg/GJ, dependiendo del contaminante. Hay muy poco escrito sobre esto y, hasta donde se ha podido saber, es la única publicación suficientemente completa, que ha permitido crear la parte del modelo de esta Tesis que tiene que ver con lo medioambiental.

El único problema de Lumbreras et al. (2009) es que no incluyen los datos para la producción de electricidad, si bien aportan información de contaminantes emitidos por unidad de energía eléctrica producida en función de cada fuente de energía (carbón nacional, carbón de importación, lignito, biomasa, fuel, gas, etc.). En función de ello se pueden calcular los factores de emisión para la electricidad, recurriendo al mix energético, cosa que estos autores no realizan.

Por tanto, para calcular los factores de emisión de la electricidad se han tomado los valores de emisión de contaminantes extraídos de Lumbreras et al. (2009), y se han aplicado estos valores a los porcentajes de generación de cada tecnología contaminante para el mix de generación eléctrica del sistema nacional del año 2019 publicado por Red Eléctrica Española (REE 2020). El mix eléctrico no es otra cosa que el reparto de la producción eléctrica entre las diferentes tecnologías de producción. A este respecto se debe señalar aquí la influencia que sobre la producción de emisiones está teniendo la acción descarbonizadora del sistema eléctrico español, que ha hecho que, a finales del año 2020, tras el cierre de 8 centrales térmicas de este tipo, solo queden operativas tres, con un horizonte temporal de cierre que, presumiblemente, acabará en el 2026 con la clausura de la última, la de Alcudia, en Islas Baleares. En cualquier caso, las cantidades de cada contaminante emitidas dependen del Mix de electricidad del año en cuestión, y, por tanto, es variable, debiendo calcularse para cada año. La Tabla 6.2 presenta los valores de los factores de emisión, basándose en Lumbreras et al. (2009), con una fila adicional para la energía eléctrica, según el cálculo antedicho.

Tomando como base los valores recogidos en la Tabla 6.2, se han definido las funciones de valor de los indicadores medioambientales correspondientes a las siguientes emisiones: $\text{CO}_{2\text{eq}}$, (I16), NO_x , (I17), SO_x , (I18), COVNM, (I19), $\text{PM}_{2,5}$, (I20), y PM_{10} , (I21). Se han generado funciones de valor decrecientes en forma de S, con las geometrías mostradas en las figuras 6.17 a 6.22.

Tecnología/combustible	Factores de emisión					
	CO₂eq (kg/kWh)	NO_x (g/kWh)	SO_x (g/kWh)	COVNM (g/kWh)	PM_{2,5} (g/kWh)	PM₁₀ (g/kWh)
Calderas de carbón	0,3996	0,1800	1,5782	0,1800	0,1080	0,2160
Calderas de biomasa	0,0288	0,2700	0,0187	1,7280	0,9720	1,0260
Calderas de fuelóleo	0,2758	0,1800	1,7928	0,0108	0,1440	0,1800
Calderas de gasóleo	0,2639	0,1800	0,3395	0,0054	0,0180	0,0180
Calderas de GLP	0,2369	0,2052	0,0000	0,0126	0,0007	0,0007
Calderas de gas natural	0,2027	0,1368	0,0000	0,0090	0,0007	0,0007
Energía eléctrica	0,1398	0,1714	0,2145	0,0187	0,0106	0,0158

Tabla 6.2 Factores de emisión según combustible

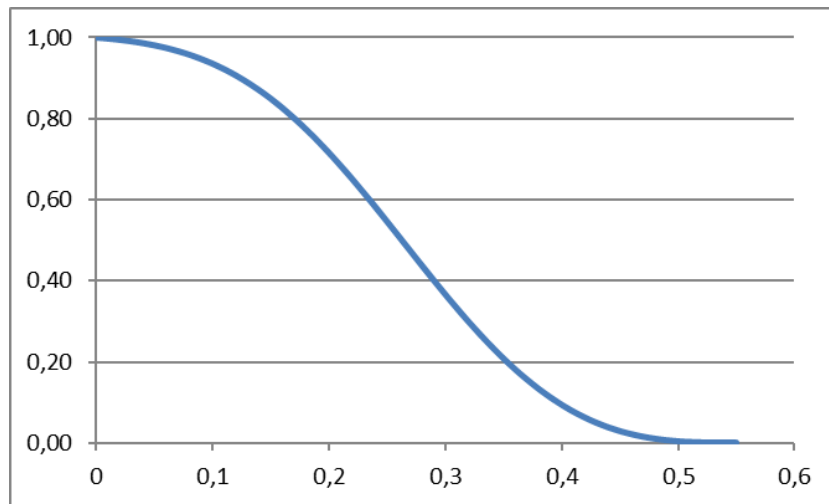


Figura 6.17. Función de valor para las Emisiones de CO₂-eq. (I16), medido en kg/kWh.

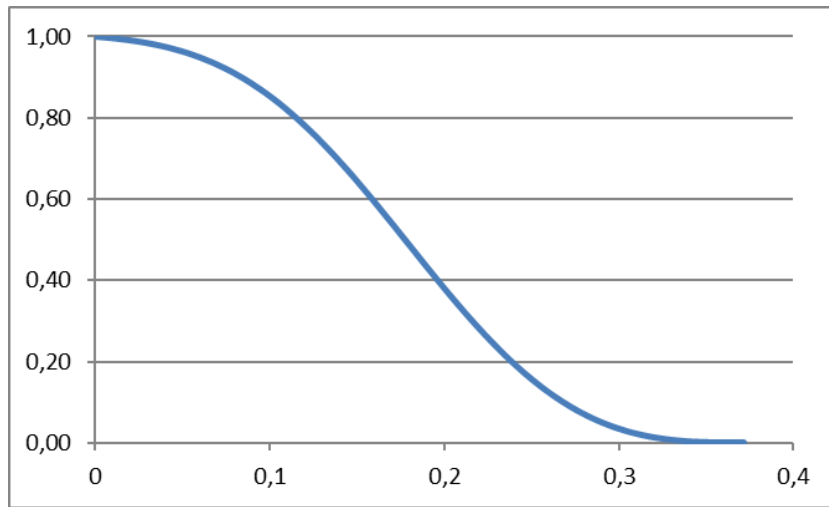


Figura 6.18. Función de valor para las Emisiones de NOx. (I17), medido en g/kWh.

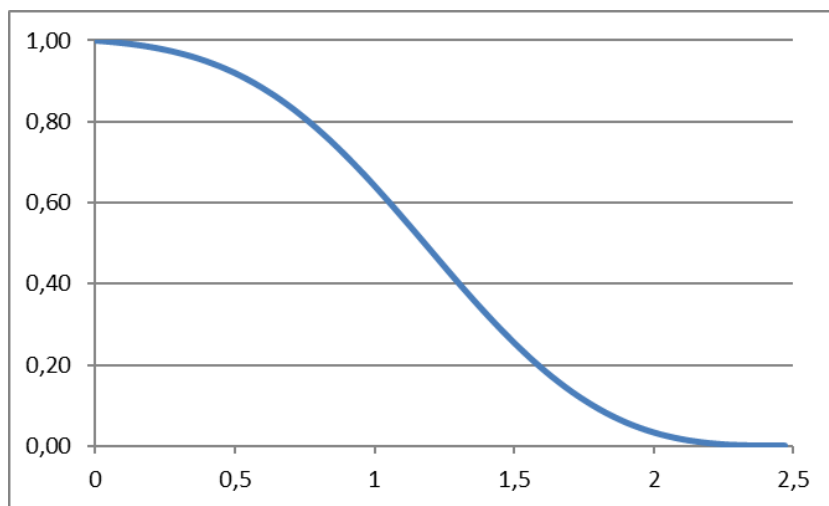


Figura 6.19. Función de valor para las Emisiones de SOx. (I18), medido en g/kWh.

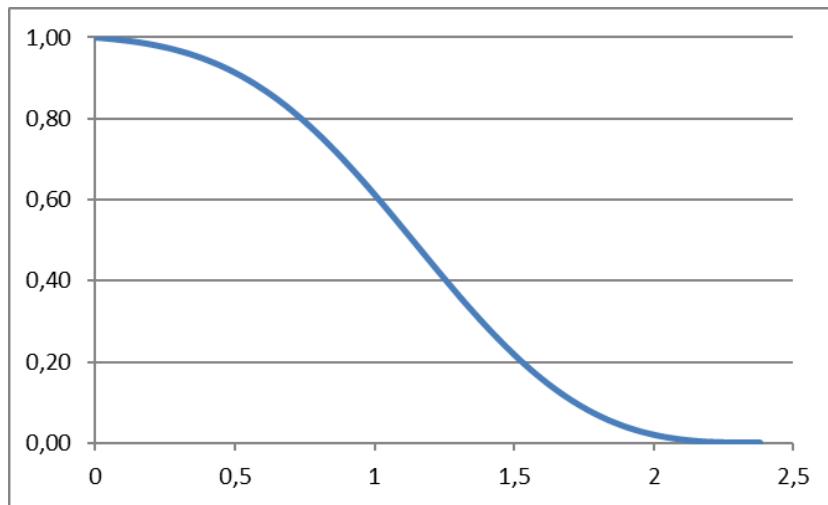


Figura 6.20. Función de valor para las Emisiones de COVNM. (I19), medido en g/kWh.

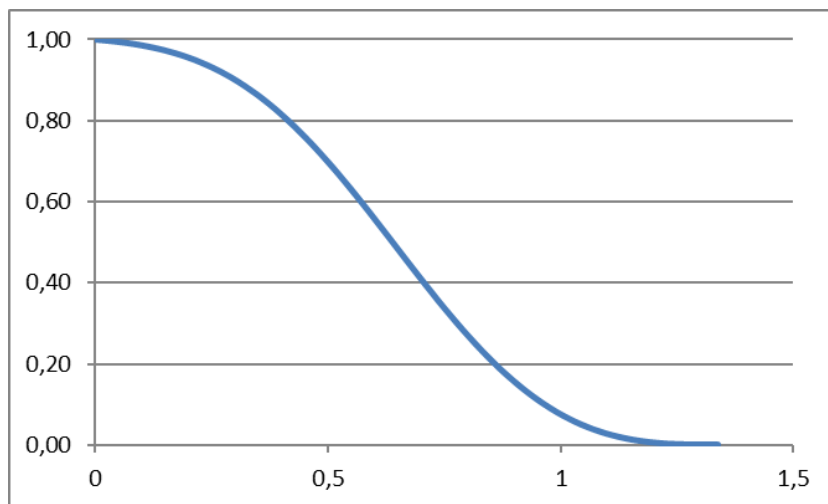


Figura 6.21. Función de valor para las Emisiones de PM_{2,5} (I20), medido en g/kWh.

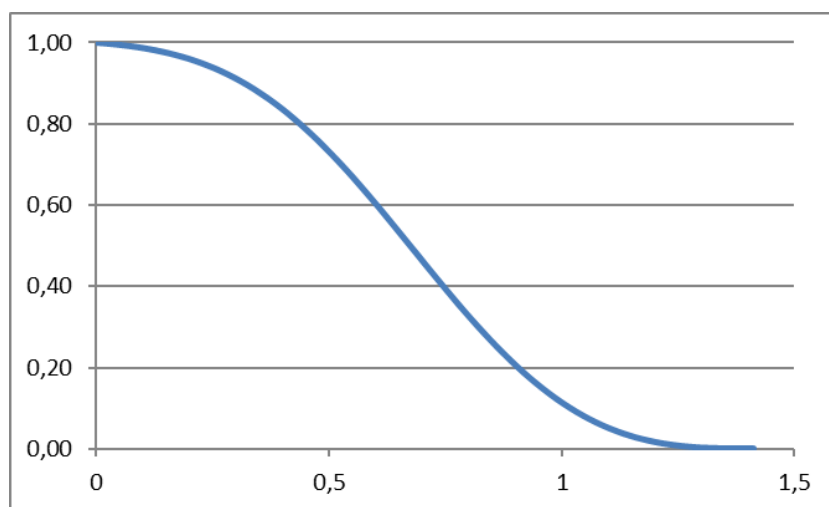


Figura 6.22. Función de valor para las Emisiones de PM₁₀ (I21), medido en g/kWh.

6.3.3.17. Indicador sobre Certificaciones Medioambientales (I22).

Se ha considerado un último indicador medioambiental, llamado Certificaciones (I22), que evalúa el grado de compromiso ambiental de la empresa instaladora o constructora. Se ha definido una función de valor cualitativa, escalonada, con cuatro posibles respuestas, reflejadas en la Figura 6.23, que van desde la inexistencia de compromiso alguno, hasta la posesión de una certificación medioambiental tipo EMAS (*Eco-Management and Audit Scheme*), la de mayor exigencia y, por tanto, mayor compromiso y satisfacción. Son las siguientes:

1. **Respuesta 1: Sin compromiso.** Nivel de satisfacción de 0.
2. **Respuesta 2: En fase de certificación.** Nivel de satisfacción de 0,4.
3. **Respuesta 3: Certificación ISO 14000.** Nivel de satisfacción de 0,8.
4. **Respuesta 4: Certificación EMAS.** Nivel de satisfacción de 1,0.

6.3.4. Resumen de las características de las funciones de valor.

Por último, antes de comenzar la aplicación del modelo aquí presentado, respectivamente, en las tablas 6.3 y 6.4 se muestran los valores que adoptan los parámetros de las funciones de valor continuas (cuantitativas) y discretas (cualitativas). El propósito de los parámetros de las funciones de valor continuas ha sido definido en el Capítulo 2, en el que se abordó el método

MIVES generalizado. De esta forma, el lector cuenta con todas las herramientas necesarias para poder reproducir los resultados de las aplicaciones que se hacen en los epígrafes siguientes.

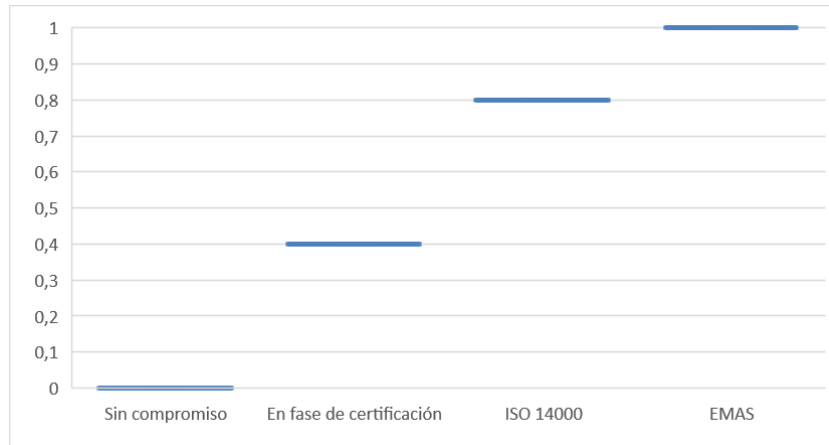


Figura 6.23. Función de valor para el indicador de Certificaciones (I22).

Indicador	$P_{i,min}$	$P_{i,max}$	A_i	m_i	n_i
I1 - C _{Inversión}	150	25	4	0,5	71,25
I2 - C _{Explotación}	15	0	3	0,45	7
I3 - C _{Mantenim}	3	0	4	0,7	2
I4 - C _{Inspeccs}	20	0	1,3	0,2	8,13
I5 - Subvenc.	0	80	0,80	0,80	14
I8 - N _{Sonoro}	45	0	0,4	0,3	1
I11 - Vol _{Instals}	0,08	0	3,34	0,5	0,043
I16 - CO _{2eq}	0,55	0	3	0,45	0,25
I17 - NO _x	0,37	0	3	0,45	0,17
I18 - SO _x	2,47	0	3	0,45	1,12
I19 - COVNM	2,38	0	3	0,45	1,08
I20 - PM _{2,5}	1,34	0	3	0,45	0,61
I21 - PM ₁₀	1,41	0	3	0,45	0,64

Tabla 6.3. Parámetros de las funciones de valor para los indicadores continuos.

Cód.	Indicador	V₁	V₂	V₃	V₄	V₅
I6	Confort: distribución vertical de temperaturas	0,1	0,45	0,54	0,67	0,99
		Aire forzado	Techo radiante	Radiadores	Convección natural	Suelo radiante
I7	Confort: velocidad del aire	0,4	0,6	1		
		Aire forzado Distribución superior	Aire forzado Distribución inferior	Otros		
I9	Flexibilidad de regulación de Temperatura	0,1	0,5	0,6	0,7	1
		CAV	Suelo o techo radiante	Convección natural	Radiadores	VAV, Fancoils
I10	Control de calidad del aire (humedad-pureza)	0	0,5	0,9	1	
		Sistemas sin tratamiento de aire	Filtro en unidades interiores	Sistemas con UTA o sist. similar	Sistemas con UTA + desinfección	
I12	Volumen de equipos en zonas ocupadas	0,4	0,7	1		
		Aparatos murales y distribución inferior	Sistemas de distribución superior	Sistemas de paramentos radiantes		
I13	Reparación: tiempo y molestias	0,15	0,3	0,5	1	
		Sistemas de paramentos radiantes	Sistemas con caldera de biomasa	Otros sists. con fluido caloportador	Sistemas eléctricos	
I14	Periodicidad del suministro energético	0,2	0,5	0,8	1	
		Trimestral	Semestral	Anual	Continuo	
I15	Riesgo de accidente	0,1	0,6	0,8	1	
		Sistemas de Gas	Biomasa	Sistemas eléctricos	Gasoil	
I22	Certificaciones	0	0,4	0,8	1	
		Sin compromiso	En fase de certificación	ISO 14000	EMAS	

Tabla 6.4. Parámetros de las funciones de valor para los indicadores discretos.

6.4. APLICACIÓN DE MIVES DETERMINISTA

En la Figura 2.2 del Capítulo 2, que se vuelve a incluir aquí, se sintetizaba el método MIVES determinista generalizado. A lo largo de los epígrafes anteriores de este capítulo se han aplicado las fases A a F de MIVES. En relación con la Fase E, el análisis de sensibilidad que se ha realizado en el epígrafe 6.3.2. es sencillo, basado en los pesos absolutos de los indicadores, que el lector puede ver en la Figura 6.1. En dicha figura se observa que hay indicadores con muy poco peso absoluto, que se podían haber eliminado, como es el caso de la periodicidad del suministro energético (0,76%). A pesar de ello, se ha decidido mantener todos los indicadores de dicho modelo, para que fuese más didáctico, al ser esta una Tesis Doctoral, y por no suponer excesivo trabajo recopilar la correspondiente información.

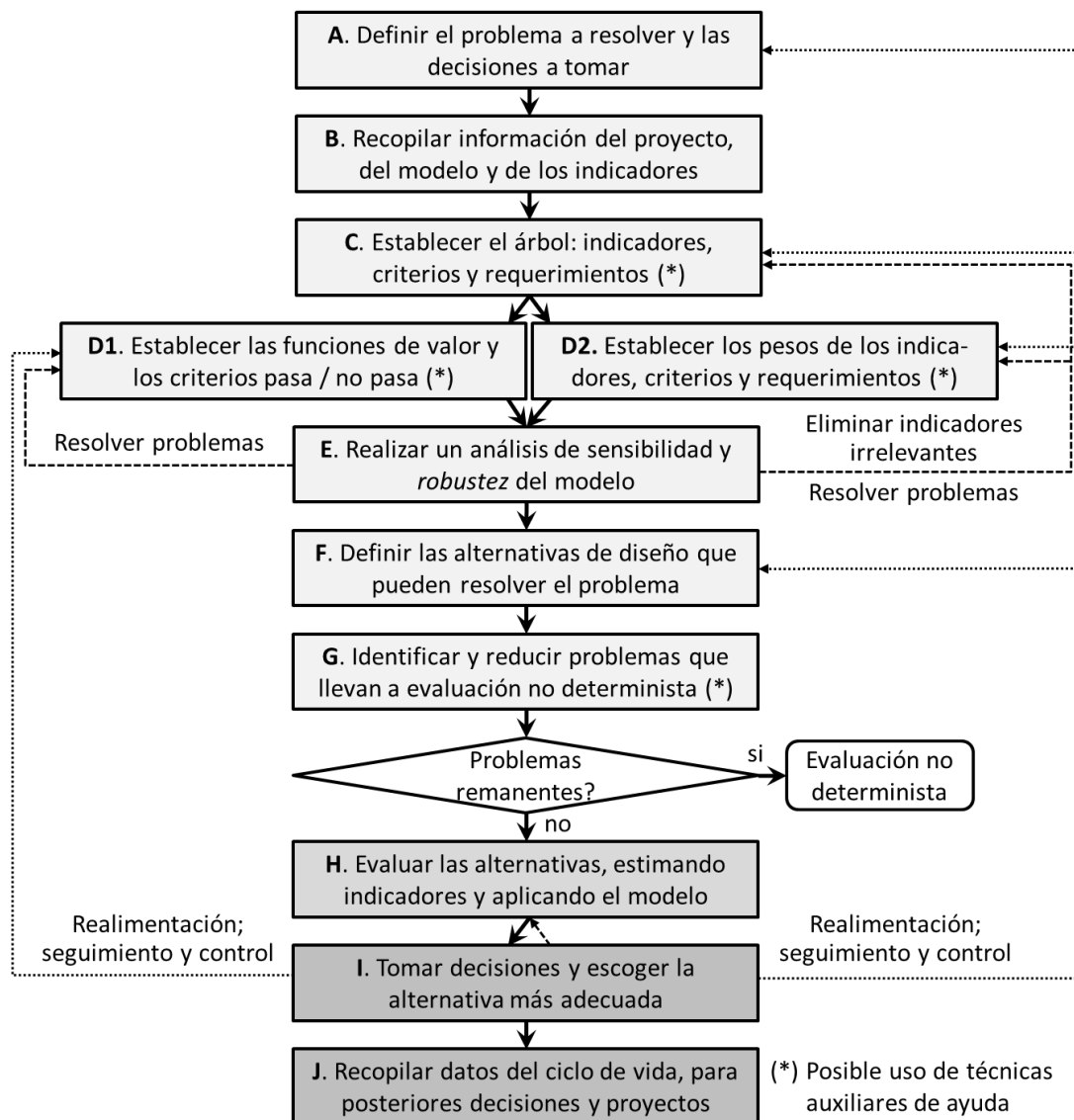


Figura 2.2. del Capítulo 2. Diagrama de flujo del método MIVES.

Tal y como se ha comentado en el epígrafe 6.1.2, se va a aplicar MIVES a la evaluación de 4 alternativas (Fase F de MIVES), todas ellas muy comunes dentro de las soluciones residenciales. En todos los casos el combustible es gas natural salvo en el de *multisplits* (Alternativa 3), alimentados eléctricamente. La evaluación se ha realizado sobre las cuatro plantas de viviendas de un edificio ubicado en Ferrol (A Coruña), con una superficie útil total de 1.200 m². Las alternativas eran las siguientes:

1. **Alternativa 1:** Sistema centralizado, todo agua, con caldera de gas natural y radiadores de aluminio.
2. **Alternativa 2:** Mismo sistema que la Alternativa 1, pero con calderas individuales.
3. **Alternativa 3:** *Multisplits*, con una unidad exterior por vivienda, y las necesarias unidades interiores.
4. **Alternativa 4:** Mismo sistema que la Alternativa 1, pero con suelo radiante.

La Tabla 6.5 contiene los valores de entrada al modelo para cada una de estas cuatro alternativas, así como el nivel de satisfacción devuelto por las funciones de valor para los diferentes indicadores.

En la Tabla 6.6 se muestra el índice de sostenibilidad (*IS*) de cada una de las alternativas evaluadas. Los valores obtenidos expresan, de forma numérica, el mayor o menor índice de sostenibilidad de cada opción. Esto puede ser utilizado para compararlas entre sí, ofreciéndose al decisor la posibilidad de clasificarlas cualitativamente, y también de hacerlo cuantitativamente. Recordemos, del Capítulo 2, que el Índice de Sostenibilidad (*IS*) se ha calculado mediante la Ecuación [6.1], siendo V_i los niveles de satisfacción incluidos en la Tabla 6.5, y α_i , β_i y γ_i los pesos de cada uno de los ramales del árbol de requerimientos de la Figura 6.1.

$$IS = \sum_{i=1}^{i=22} \alpha_i \cdot \beta_i \cdot \gamma_i \cdot V_i \quad [6.1]$$

En la Tabla 6.6 también se muestran los índices parciales de sostenibilidad ambiental, social y económico. Es decir, la contribución de cada alternativa a cada uno de los pilares de la sostenibilidad. La estimación de dichos índices parciales se realiza a través de la Ecuación [6.1] considerando, en cada caso, únicamente los indicadores y criterios pertenecientes a cada requerimiento.

El mismo análisis se puede hacer también al nivel de criterios, usando de nuevo la Ecuación [6.1] pero sumando los valores ponderados de los indicadores correspondientes a cada criterio, con los resultados que se muestran en la Figura 6.24.

Indicador	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3		Alternativa 4	
	Valor de entrada	Nivel de satisfacción	Valor de entrada	Nivel de satisfacción	Valor de entrada	Nivel de satisfacción	Valor de entrada	Nivel de satisfacción
I1	40,22	0,066	77,44	0,029	60,98	0,050	57,41	0,054
I2	5,01	0,077	4,76	0,080	3,82	0,089	5,01	0,078
I3	0,51	0,013	0,60	0,012	0,26	0,014	0,71	0,011
I4	2,52	0,031	11,42	0,014	0	0,035	2,52	0,031
I5	15	0,015	15	0,015	10	0,012	15	0,015
I6	Respuesta 3	0,029	Respuesta 3	0,029	Respuesta 1	0,005	Respuesta 5	0,053
I7	Respuesta 3	0,054	Respuesta 3	0,054	Respuesta 1	0,022	Respuesta 3	0,054
I8	0	0,054	0	0,054	24	0,046	0	0,054
I9	Respuesta 4	0,008	Respuesta 4	0,008	Respuesta 5	0,011	Respuesta 2	0,005
I10	Respuesta 1	0,000	Respuesta 1	0,000	Respuesta 2	0,009	Respuesta 1	0,000
I11	0,026	0,007	0,056	0,001	0,024	0,008	0,026	0,007
I12	Respuesta 1	0,004	Respuesta 1	0,004	Respuesta 2	0,008	Respuesta 3	0,011
I13	Respuesta 3	0,005	Respuesta 3	0,005	Respuesta 4	0,011	Respuesta 1	0,002
I14	Respuesta 4	0,008	Respuesta 4	0,008	Respuesta 4	0,008	Respuesta 4	0,008
I15	Respuesta 1	0,010	Respuesta 1	0,010	Respuesta 3	0,079	Respuesta 1	0,010
I16	0,1958	0,063	0,1859	0,065	0,0411	0,085	0,1958	0,063
I17	0,1322	0,049	0,1255	0,051	0,0504	0,066	0,1322	0,049
I18	0,0000	0,069	0,0000	0,069	0,0631	0,069	0,0000	0,069
I19	0,0087	0,052	0,0083	0,052	0,0055	0,052	0,0087	0,052
I20	0,0007	0,052	0,0007	0,052	0,0031	0,052	0,0007	0,052
I21	0,0007	0,029	0,0007	0,029	0,0047	0,029	0,0007	0,029
I22	Respuesta 2	0,025	Respuesta 2	0,025	Respuesta 2	0,025	Respuesta 2	0,025

Tabla 6.5. Valores de entrada al modelo para las diferentes alternativas.

Resultado	Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 3	Alternativa 4
IS _{Económico}	0,81 (0,20)	0,60 (0,15)	0,80 (0,20)	0,75 (0,19)
IS _{Social}	0,54 (0,18)	0,52 (0,17)	0,62 (0,21)	0,62 (0,20)
IS _{Medioambiental}	0,81 (0,34)	0,82 (0,34)	0,90 (0,38)	0,81 (0,34)
IS	0,72	0,67	0,78	0,73

Tabla 6.6. Índices de sostenibilidad de conjunto (Índice de Sostenibilidad: IS) y parciales (IS_{Económico}, etc.) de los 3 requerimientos, obtenidos tras la aplicación de MIVES determinista. Entre paréntesis, el resultado de multiplicar el IS_{parcial} por el peso del requerimiento correspondiente (respectivamente, 0,25; 0,33; y 0,42).

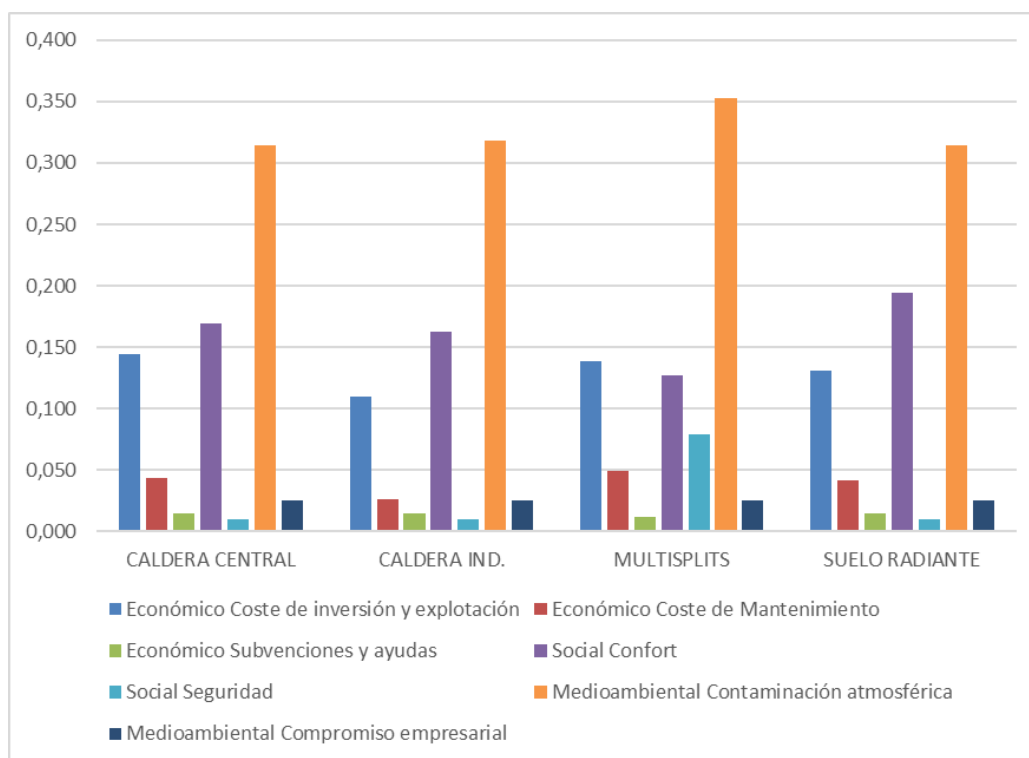


Figura 6.24. Presentación de los resultados por criterios.

De las cuatro alternativas analizadas, la Alternativa 3, con *multisplits*, ha obtenido el mayor Índice de Sostenibilidad (IS). Esto se debe principalmente a su excelente comportamiento en el apartado medioambiental, y a un buen comportamiento en el de seguridad, estando equilibrado en el resto de los indicadores. Ambientalmente, los avances tecnológicos en el terreno de las bombas de calor, con unos rendimientos cada vez mayores, junto con la descarbonización del proceso de producción de electricidad, hacen que sea la alternativa más ventajosa en este

aspecto. En materia de seguridad, hay mucha diferencia entre usar gas o electricidad como combustible siendo, respectivamente, la alternativa menos segura y una de las más seguras.

La Alternativa 4, con suelo radiante, es la segunda clasificada, destacando principalmente en el criterio social de confort. Le sigue la Alternativa 1, hidrónica con caldera de gas natural y radiadores de aluminio, a pesar de que económicamente resulta mejor esta que el suelo radiante, pues, basándose en la misma solución de producción de calor (una caldera de condensación centralizada), la diferencia de costes en la construcción de las instalaciones de distribución, radiadores en un caso, suelo radiante en el otro, hacen que el criterio económico se decante hacia la Alternativa 1. Sin embargo, este inconveniente se supera debido a las ventajas del suelo radiante en los criterios sociales. De todas formas, la diferencia entre estas dos alternativas es muy pequeña (0,73 frente 0,72).

A pesar de que su IS no es bajo (0,67), la Alternativa 2, con caldera individual de gas natural y radiadores de aluminio, ha quedado en último lugar. Esto se debe, sobre todo, a unos malos resultados en el ámbito económico, derivados del coste de inversión, pues los costes de explotación son menores, al haber escogido en este caso calderas individuales de rendimiento superior a la caldera centralizada de las alternativas 1 y 4.

A pesar de que no se han encontrado estudios como el que aquí se ha realizado, las conclusiones extraídas están en consonancia con las de la literatura revisada. Así, lo poco que se ha encontrado en la literatura científica también resalta las ventajas de los sistemas de climatización con transporte de refrigerante (*split*, *multisplit*, VRV). Este es el caso, por ejemplo, de Astiaso Garcia et al. (2015), o Tolga Balta et al. (2010).

Evidentemente, los resultados de la aplicación de MIVES determinista responden a unas condiciones de partida que pueden variar de un decisor a otro. Puede haber subjetividad en la definición de pesos y funciones de valor, o discrepancias entre unos y otros decisores. También puede existir incertidumbre en los valores que toman ciertos indicadores para una o varias alternativas. Precisamente por esta razón, el análisis podría mejorarse, tratando de manera no determinista dichos parámetros (pesos, funciones de valor, indicadores).

Por ello, en el epígrafe siguiente (6.5) el lector puede encontrar un razonamiento detallado sobre los parámetros del modelo determinista que van a ser considerados como no deterministas, así como acerca de los valores que se van a tomar luego para realizar cálculos no deterministas. Tras ello, en el epígrafe 6.6 se presentan los resultados de aplicar MIVES probabilista con los datos del epígrafe 6.5, el mismo caso de estudio con las mismas cuatro alternativas de sistema de calefacción. En el epígrafe 6.7 se hace lo mismo que en 6.6, pero ahora aplicando MIVES difuso. En epígrafes posteriores se consideran probabilistas algunos de los pesos del árbol, y las funciones de valor.

6.5. VALOR DE LOS INDICADORES PARA REALIZAR ANÁLISIS NO DETERMINISTAS.

No existe limitación en cuanto al número de parámetros que se pueden tratar de forma no determinista, pero, como ya se dijo en los capítulos 2 y 3, cuanto mayor sea ese número, más esfuerzo, tiempo y coste supone acumular datos para alimentar los cálculos, y mayor tiempo de computación se necesita. Por ello sólo se deben elegir aquellos parámetros que puedan afectar de forma significativa a los resultados de la aplicación del modelo.

Por otro lado, cuanto mayor sea el tamaño del árbol, mayor será el esfuerzo para identificar los parámetros que merece la pena tratar de forma no determinista. Recordemos de nuevo la utilidad que tiene emplear, en el caso de gran número de indicadores, análisis de sensibilidad para eliminar indicadores irrelevantes, así como técnicas de reducción o minoración de la incertidumbre, para no tener que acumular datos no deterministas cuando ello no es necesario.

En un caso como el de esta Tesis, con un árbol pequeño, un análisis básico del problema puede permitir identificar las variables clave. En principio, se ha introducido incertidumbre sobre algunos indicadores considerados de especial relevancia. Para ello, la incertidumbre sobre el comportamiento del indicador debe ser real, y basarse en razones objetivas, que se puedan justificar. Además, debe ser de suficiente entidad el peso absoluto del indicador, entendido como el producto de los pesos de cada rama del árbol, formada por requerimiento, criterio, e indicador, y que, por tanto, representa la importancia de cada uno de los indicadores con respecto al total. Además, la variabilidad que puede adoptar el valor del indicador en cuestión debe tener cierto margen, de forma que la incertidumbre, determinada por la influencia de los dos factores anteriores, sea representativa.

De este modo, en principio, a la vista de los pesos del árbol, tras un análisis de sensibilidad de los indicadores, se han elegido los criterios económicos I1, de coste de inversión; I2, de coste de explotación; I5, de subvenciones; y los indicadores ambientales I16 a I21, de contaminantes. Tal y como se justifica más adelante, todos ellos presentan incertidumbre real, motivada por causas ciertas. De ellos, I1 e I2, y los indicadores medioambientales, como también se justifica más abajo, tienen suficiente peso absoluto y una variabilidad que puede ser importante. El indicador I5 no presenta un peso alto, pero sí una incertidumbre alta en lo relativo a su concesión, o no, y una variabilidad alta en lo relativo a su cuantía.

Con un tratamiento probabilista el resultado del cálculo no será ahora un valor específico, sino una curva de distribución de probabilidad, que oscilará entre los valores máximo y mínimo del valor del índice de sostenibilidad, y presentará ciertas características geométricas que dependerán de la forma de la curva de distribución de probabilidad que puedan adoptar los parámetros de entrada. En caso de usarse aritmética difusa sucede algo parecido, con las ya referidas circunstancias, todo ello explicado en el Capítulo 5.

Aunque normalmente la incertidumbre es consustancial a un indicador para todas las alternativas posibles, puede darse el caso de que se presente sobre algunas alternativas y no sobre otras. Por ejemplo, puede darse el caso de que haya ciertas tecnologías que producen determinados contaminantes en su funcionamiento, y otras no, bien por ser más limpias, o por producir otros contaminantes diferentes. También puede ocurrir que en el índice de sostenibilidad (IS) de la una instalación sea superior al de otra en determinados casos, y no en otros.

Como se justificó en el Capítulo 4, para considerar incertidumbre en los indicadores se han empleado distribuciones triangulares, por las ventajas de sencillez de uso que suponen y por el buen resultado que aportan en caso de contarse con poca información relativa a la geometría real de las distribuciones.

A continuación, se van a explicar las estimaciones de la incertidumbre que se han realizado para los indicadores del modelo aquí usado, y que serán empleadas posteriormente para aplicar simulaciones de Monte Carlo y aritmética difusa.

6.5.1. Coste de inversión (I1; €/m²).

El coste de inversión es un parámetro que solo se conoce realmente tras la petición de ofertas, y aun así los precios ofertados, para un mismo proyecto, pueden variar de un cliente a otro, en un mismo momento. Además, siempre que hay recesiones económicas, como en los últimos años, instaladores y contratistas ofertan con bajas importantes, en algunos casos poniendo en riesgo la viabilidad económica de la empresa. Si bien este fenómeno se ha dado tanto en el sector público como en el privado, es de señalar que es en el público en el más se ha dejado sentir, siendo frecuentes bajas del orden del 30% o el 40% en las grandes obras públicas, bajando a veces hasta un 60%. Resulta interesante, al respecto, la lectura de Mesones (2015), sobre este tipo de situaciones tras la crisis que comenzó en el año 2008.

También resulta frecuente que estas obras así ofertadas acaben costando una cantidad mucho mayor que la presupuestada. Esto se debe, en la práctica totalidad de los casos, a un proyecto mal realizado, con omisiones o incoherencias importantes entre sus documentos, entre otros posibles problemas; o a errores importantes de cálculo; o a un proceso inadecuado de contratación, con aberraciones, ya que, por ejemplo, no se debe contratar a un suministrador con respecto al cual se sabe que está ofertando por debajo de costes (sin entrar en los aspectos éticos de este último asunto). En este indicador, al igual que se ha hecho en otros indicadores, se va a suponer que el proyecto, el cálculo y el proceso de contratación son adecuados, sin aberraciones.

En los casos que nos ocupan, de instalación de un sistema de calefacción, los presupuestos que se manejan son reducidos en comparación con la edificación completa y, por lo general, también son menos graves los problemas antedichos. No se ha encontrado fuente alguna que proporcione información acerca de la geometría real de una función de distribución que represente estas variaciones. Aun así, en función de la experiencia profesional del doctorando, tras analizar información de casos reales que entran dentro de la normalidad, se puede estimar el mayor porcentaje de baja, que es del orden del 30%; el menor, que es nulo; y el más frecuente, que es del orden del 20%. De esta forma se puede emplear, bien un número difuso triangular como el de la Figura 6.25, bien una función de distribución triangular, en ambos casos con los tres valores aludidos: [0,20,30]. Si se aplican dichos valores a los precios de cada alternativa, se obtienen los valores de la Tabla 6.7 para el indicador I1. Téngase en cuenta que como valor determinista se ha usado el modal, o del alfa-corte 1 ($\alpha=1$), del 20%.

6.5.2. Coste de explotación (I2; c€/kWh).

El coste de explotación es otro parámetro sometido a una cierta variabilidad, que a veces es importante, básicamente derivada de las oscilaciones de los costes de los combustibles.

Con respecto a la **electricidad**, las posibles variaciones del precio de la electricidad dependen de la tarifa eléctrica aplicable. Así, para menos de 10 kW, lo habitual es la contratación de una tarifa regulada, con el llamado "Precio Voluntario para el Pequeño Consumidor" (PVPC), que resulta más económica que la comercializada en mercado libre. Hoy en día, el PVPC es variable a lo largo del día, siendo más bajo el precio en las horas de menor consumo. Para conocer el precio final a pagar por el consumidor, se debe conocer su curva de consumo. La Figura 6.26 es un ejemplo que muestra la evolución horaria del PVPC a lo largo de un día.

En el mercado libre la formación del precio la hace cada empresa eléctrica, teniendo en cuenta, además del precio de compra de la electricidad en el mercado mayorista, y el de los peajes que las comercializadoras deben pagar al sistema de distribución para hacer uso de sus redes (REE y empresas distribuidoras locales), el margen de comercialización de cada empresa, que es discrecional y depende de factores tan diferentes como campañas promocionales o resultados de estudios de mercado.

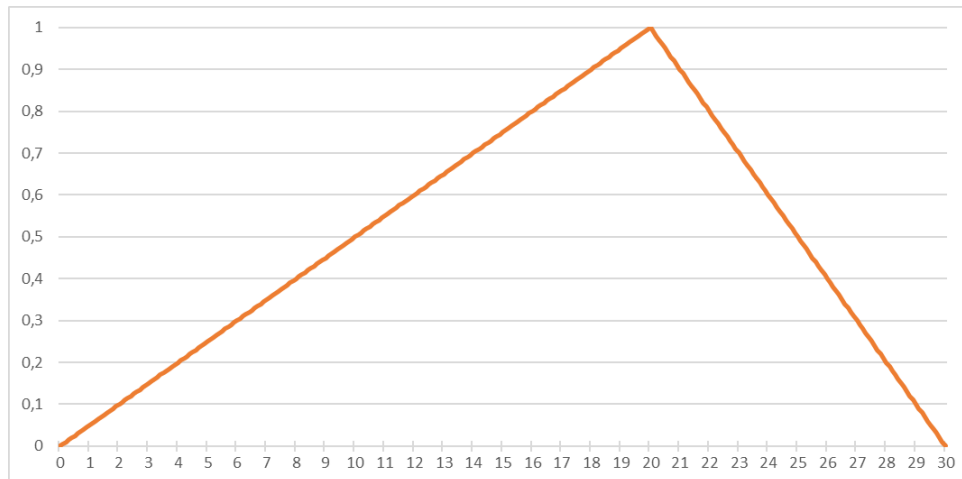


Figura 6.25. Valores clave [0%; 20%; 30%] a usar para la función de distribución o el número difuso (en la figura), en ambos casos triangulares, para las bajas sobre la estimación de costes a aplicar para calcular los valores de la distribución triangular del indicador I1, de coste de inversión.

	Valor determinista	Mínimo	Moda/ $\alpha=1$	Máximo
Alternativa 1	40,22	35,2	40,22	50,28
Alternativa 2	77,44	67,76	77,44	96,8
Alternativa 3	60,98	53,36	60,98	76,23
Alternativa 4	57,41	50,23	57,41	71,76

Tabla 6.7. Valores determinista, mínimo, modal (y del alfa-corte 1) y máximo del indicador I1, de coste de inversión, en €/m², para cada alternativa.

Teniendo en cuenta lo anterior, para determinar la variabilidad del mercado de la electricidad, se ha optado por utilizar un elemento común determinante a ambos mercados (regulado y libre), pues supone la mayor parte del precio en ambos: el precio final de los mercados mayoristas de la energía, que es el cociente entre el valor económico total de las compras realizadas por

comercializadoras en mercado libre, comercializadores de referencia y consumidores directos, en una hora, y el total de la energía adquirida por los mismos en la hora. Los valores diarios máximos, medios y mínimos del precio final del mercado libre mayorista en el año 2019 se representan en la Figura 6.27. En ella se puede observar la variabilidad de los valores que toma el precio a lo largo del año.

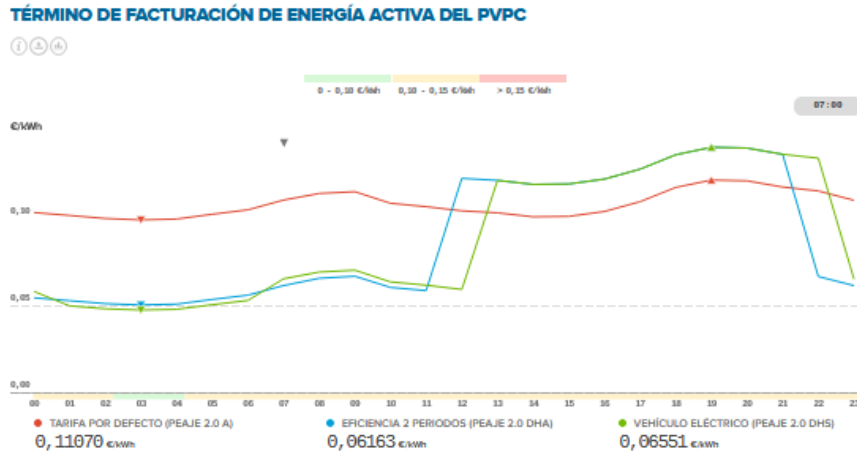


Figura 6.26. Evolución diaria del precio de la energía eléctrica PVPC. Fuente: e.sios (2020).

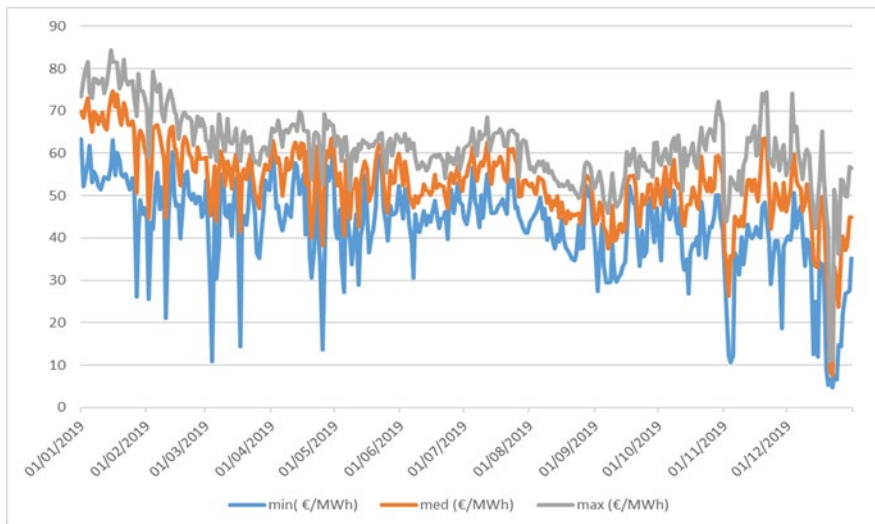


Figura 6.27. Precio final medio de la demanda nacional de energía eléctrica (€/MWh). Valores diarios máximos, medios y mínimos para el año 2019. Fuente: OMIE (2020a).

Para cuantificar esta variabilidad de los mercados, que inevitablemente se traduce en variabilidad en el precio de comercialización, se han analizado los valores del precio final medio de la demanda nacional de energía eléctrica (€/MWh) durante los últimos años, con el resultado que se observa en la Figura 6.28.

A la vista de esos valores, podemos concluir que la variación interanual del precio final medio de la demanda nacional de energía eléctrica oscila entre un -23 % hasta un +31 %, con un valor más frecuente del 3%. A pesar de que se trata de una simplificación, se pueden emplear estas cantidades para reflejar la variabilidad del precio de mercado.

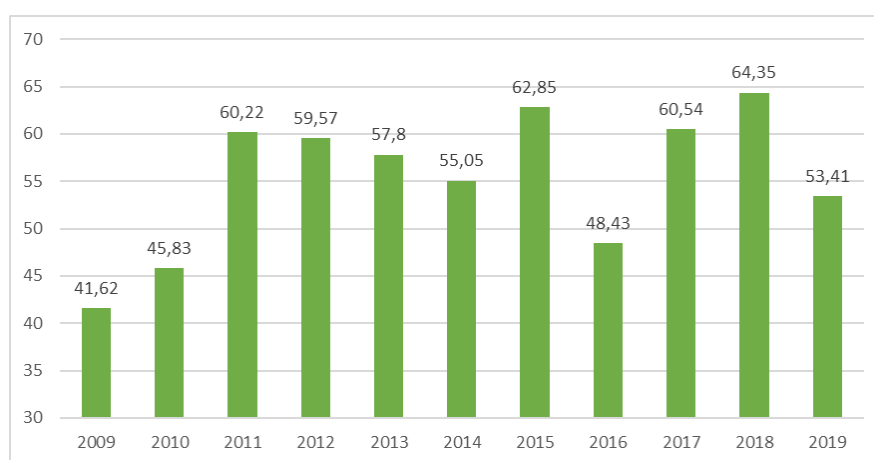


Figura 6.28. Precio final anual de la demanda nacional de energía eléctrica (€/MWh). Valores anuales medios para el período 2009-2019. Fuente: OMIE (2020b).

Con respecto al **gas natural**, también en este caso se puede elegir, según los casos, entre tarifas de último recurso, regulada, o tarifas libres. En ambos casos hay varias tarifas, que dependen del consumo anual del suministro. Analizando la evolución de la Tarifa de Último Recurso TUR 2 en los últimos años, el resultado es el que se refleja en la Figura 6.29, estando la variación interanual de precios entre el -10% y el +16%, con un valor más frecuente del -1%.

Como se ve, la variabilidad de los precios de la energía no es desdeñable, especialmente para la electricidad, y las subidas o bajadas no son necesariamente simultáneas, pues el mercado de la electricidad depende de varios factores, como los climáticos, además de otros que dependen de la situación de los mercados de combustibles, de los que depende en exclusiva el mercado del gas. Como resultado de todo lo anterior, se ha considerado oportuna la introducción de incertidumbre en este indicador I2. Esto se ha hecho considerando la variabilidad, respectivamente, como una función de distribución triangular centrada en la mediana del intervalo de variación, sobre el valor determinista, y como un número difuso triangular con los mismos tres valores clave de [-23%;+3%;+31%] para la electricidad, y [-10%;-1%;+16%] para el

gas natural. Todo ello se refleja en las figuras 6.30 y 6. 31. Aplicando estas cantidades a los costes de explotación para cada una de las alternativas, se obtienen los valores de la Tabla 6.8.

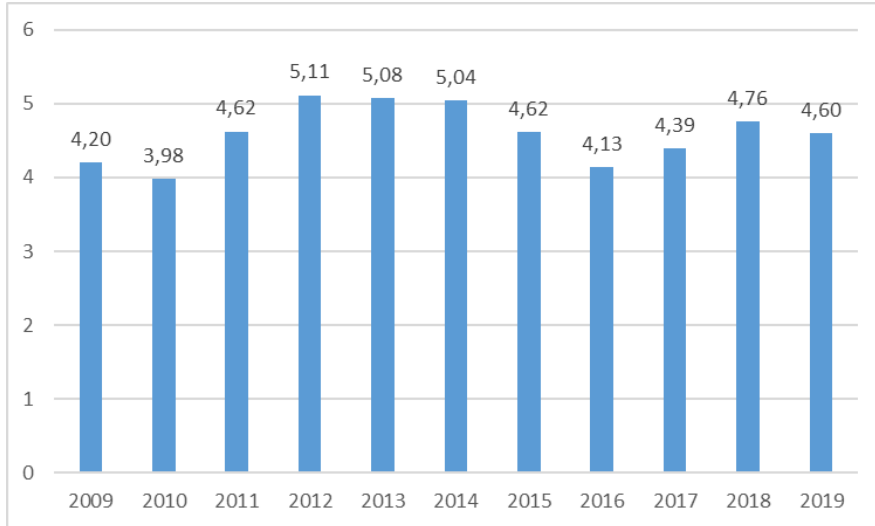


Figura 6.29. Precio medio del término variable TUR 2 de gas natural (c€/kWh) en el período 2009-2019. Fuente: CNMC (2020).

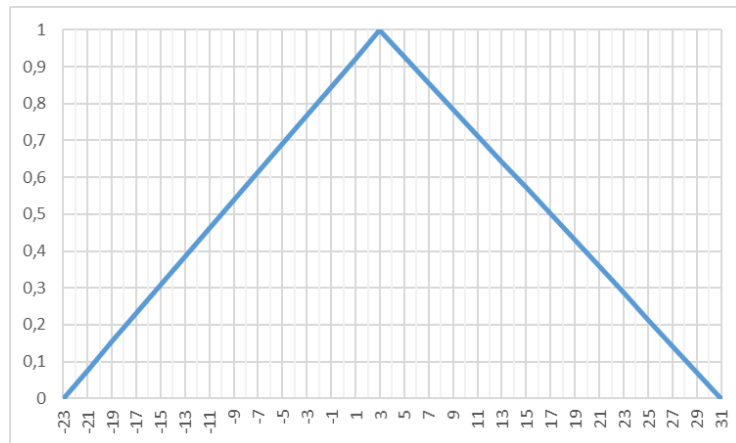


Figura 6.30. Valores clave [-23%;+3%;+31%] a usar para la función de distribución o el número difuso (en la figura), en ambos casos triangulares, para la variación de los precios de la electricidad.

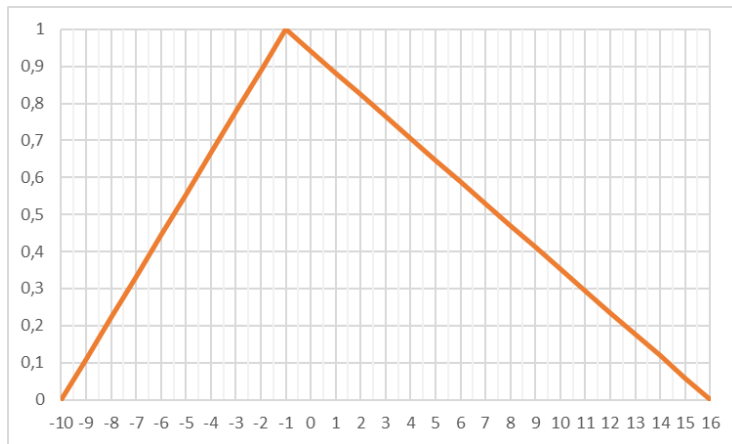


Figura 6.31 Valores clave [-10%;-1%;+16%] a usar para la función de distribución o el número difuso (en la figura), en ambos casos triangulares, para la variación de los precios del gas natural.

	Valor determinista	Mínimo	Moda/ $\alpha=1$	Máximo
Alternativa 1	5,01	4,51	4,96	5,81
Alternativa 2	4,76	4,28	4,71	5,52
Alternativa 3	3,82	2,94	3,93	5
Alternativa 4	5,01	4,51	4,96	5,81

Tabla 6.8. Valores determinista, mínimo, modal (y del alfa-corte 1) y máximo del indicador I2, de coste de explotación, en c€/kWh, para cada alternativa.

6.5.3. Subvenciones (I5; %).

El de subvenciones es también un indicador que presenta incertidumbre. Es frecuente que, en determinadas condiciones, las administraciones públicas ofrezcan incentivos económicos a la implantación o, más frecuentemente, a la sustitución de unas tecnologías por otras más eficientes y menos contaminantes. Tanto en la esfera de la administración autonómica, como en la estatal, y siempre encuadrada dentro de unos programas específicos, cabe la posibilidad de conseguir subvenciones sobre el importe de la máquina de producción. Esta posibilidad casi siempre viene limitada por la disponibilidad presupuestaria del programa en cuestión. Las subvenciones pueden consistir en créditos blandos, aunque normalmente se trata de cantidades a fondo perdido.

Así, Madrid lanzó en 2019 una acción a la que llamó Plan Renove de calderas y calentadores, que subvencionaba hasta un 20% del importe de la instalación; Castilla la Mancha subvenciona con nada menos que un 35% el cambio de calderas de gas individuales por centralizada; el IDAE promueve tecnologías eficientes con un 20% de subvención; y en Galicia se subvencionan actuaciones de eficiencia con hasta un 30%.

De todas formas, este tipo de ayudas se agotan enseguida, por lo que no es fácil acceder a ellas. Por tanto, se introduce la incertidumbre con una distribución triangular con el máximo hacia el inicio de la curva: [0;10;25]% para el caso de instalaciones eléctricas, y algo más, [0,15,35]%, para las de gas.

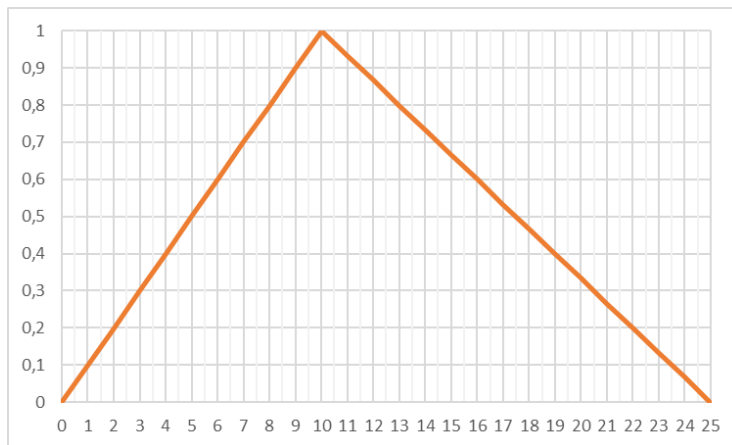


Figura 6.32. Valores clave [0%;10%;25%] a usar para la función de distribución o el número difuso (en la figura), en ambos casos triangulares, para reflejar la incertidumbre en la concesión de subvenciones. Electricidad.

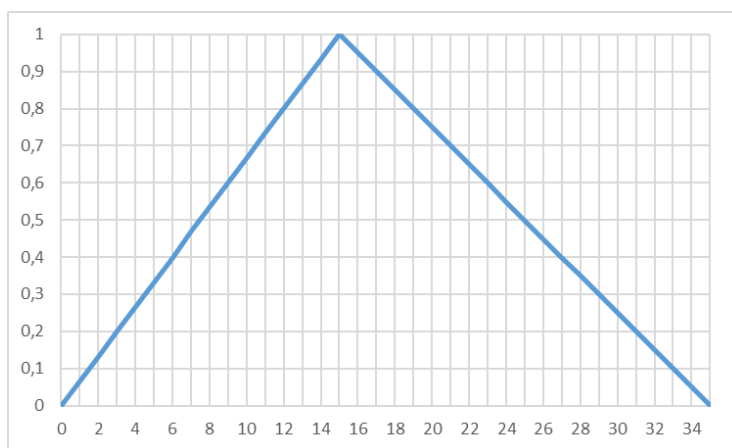


Figura 6.33. Valores clave [0%;15%;35%] a usar para la función de distribución o el número difuso (en la figura), en ambos casos triangulares, para reflejar la incertidumbre en la concesión de subvenciones. Gas.

6.5.4. Emisión de contaminantes.

Los últimos indicadores en los que se ha introducido incertidumbre son los correspondientes a la emisión de contaminantes, pues dependen directamente de la cantidad de energía demandada, y esta, a su vez, depende de las condiciones climáticas que, evidentemente, resultan impredecibles. Aunque las propiedades del clima están relacionadas con varios factores, como temperatura, velocidad del aire, o humedad relativa, la literatura existente ha estudiado la relación entre la demanda energética y el tiempo (Bolzern et al. 1982; Mastronardi et al. 2016), y parecen concluir que existe una correlación clara entre la demanda energética y la temperatura, y no existe correlación, en cambio, con respecto a otros factores climáticos (Climent Diranzo et al. 2003).

Sin embargo, dado que se trata de estudios estadísticos globales relativos a los sectores energéticos, no se pueden extrapolar sus conclusiones cuantitativas, pues en los datos entran en juego, además del consumo de calefacción en los sectores residenciales, otros aumentos del consumo, que, aunque están relacionados con la temperatura, no lo están forzosamente con la calefacción residencial.

A efectos precisamente de cuantificar esa relación, la *Guía Práctica de la Energía* del IDAE (2010b) establece que, por cada grado de variación de la temperatura, resulta una variación del consumo de energía de un 7% aproximadamente. Por otro lado, aunque las variaciones climáticas dependen de la estación meteorológica en la que se realicen las medidas, y un estudio exacto requeriría el estudio de los datos en los que se prevé la implantación del sistema a analizar, se ha calculado la variación de temperatura media en una estación meteorológica en la ciudad de Ferrol, en las temporadas de calefacción, consideradas desde el mes de noviembre de cada año hasta el de abril del siguiente, en una serie histórica suficientemente representativa, de noviembre de 2001 a abril de 2020, obteniéndose de este modo los valores medio mínimo, de 10,6 °C, más frecuente, de 11,1 °C y medio máximo de la serie, de 12,40°C.

Período	t (°C)	Período	t (°C)	Período	t (°C)			
nov-01	abr-02	11,1	nov-08	abr-09	10,9	nov-15	abr-16	11,8
nov-02	abr-03	11,7	nov-09	abr-10	11,3	nov-16	abr-17	11,5
nov-03	abr-04	11,1	nov-10	abr-11	11,6	nov-17	abr-18	10,6
nov-04	abr-05	10,6	nov-11	abr-12	10,9	nov-18	abr-19	11,6
nov-05	abr-06	10,7	nov-12	abr-13	11,0	nov-19	abr-20	12,2
nov-06	abr-07	12,4	nov-13	abr-14	11,5			
nov-07	abr-08	11,9	nov-14	abr-15	11,1			

Tabla 6.9. Valores medios de temperaturas en Ferrol según temporadas de calefacción, consideradas desde noviembre de un año hasta abril del siguiente.

La variación máxima de la temperatura es de 1,80°C. Aplicando la equivalencia indicada por el IDAE a este valor de diferencia de temperaturas, resulta una variación total de un 12,6 % en el

consumo de energía. Esta cifra se ha repartido en una distribución triangular de probabilidad alrededor de la moda y con los valores máximo y mínimo calculados según el porcentaje de variación de las temperaturas respecto al valor modal: [-3,5%; 0%; +9,1%]. La aplicación de esta variación de la demanda energética a cada una de las alternativas estudiadas, y para cada uno de los contaminantes, lleva a las distribuciones triangulares de la Tabla 6.10, en las cuales el valor modal coincide con el determinista. Los mismos valores se emplean para los números difusos triangulares.

		CO ₂ eq (kg/kWh)	NO _x (g/kWh)	SO _x (g/kWh)	COVNM (g/kWh)	PM _{2,5} (g/kWh)	PM ₁₀ (g/kWh)
Alternativa 1	Min	0,1890	0,1275	0	0,0084	0,0007	0,0007
	Mod	0,1958	0,1322	0	0,0087	0,0007	0,0007
	Max	0,2136	0,1442	0	0,0095	0,0008	0,0008
Alternativa 2	Min	0,1794	0,1211	0	0,0080	0,0006	0,0006
	Mod	0,1859	0,1255	0	0,0083	0,0007	0,0007
	Max	0,2029	0,1369	0	0,0090	0,0007	0,0007
Alternativa 3	Min	0,0397	0,0486	0,0609	0,0053	0,0030	0,0045
	Mod	0,0411	0,0504	0,0631	0,0055	0,0031	0,0047
	Max	0,0449	0,0550	0,0688	0,0060	0,0034	0,0051
Alternativa 4	Min	0,1890	0,1275	0	0,0084	0,0007	0,0007
	Mod	0,1958	0,1322	0	0,0087	0,0007	0,0007
	Max	0,2136	0,1442	0	0,0095	0,0008	0,0008

Tabla 6.10. Valores mínimo, modal y máximo de los parámetros de emisión de contaminantes para cada alternativa.

Como se puede ver en la Tabla 6.10, la incertidumbre asociada a la emisión de SO_x, COVNM, PM_{2,5} y PM₁₀ presenta una variabilidad, entre los valores máximo y mínimo, muy pequeña, motivado por las alternativas elegidas en este caso. Por tanto, tal y como se indicó en los capítulos 2, 4 y 5, no los tendremos en cuenta, por no resultar representativos. Debe tenerse en cuenta que esto no tiene por qué suceder con otras alternativas diferentes a las aquí escogidas.

6.6. APLICACIÓN DE MIVES PROBABILISTA A LOS INDICADORES

Con todo lo dicho en el epígrafe 6.5, los valores a usar en el modelo probabilista son los reflejados en la Tabla 6.11. Se ha aplicado Monte Carlo con dichos valores, para obtener la función de distribución del Índice de Sostenibilidad (IS) de cada alternativa, repitiéndose el proceso el número suficiente de iteraciones para llegar a la convergencia. En la Tabla 6.12 se recoge el resultado de estas operaciones.

Indicador	Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 3	Alternativa 4
	Valor de entrada	Valor de entrada	Valor de entrada	Valor de entrada
I1	[35,2; 40,22; 50,28]	[67,76; 77,44; 96,8]	[53,36; 60,98; 76,23]	[50,23; 57,41; 71,76]
I2	[4,51; 4,96; 5,81]	[4,28; 4,71; 5,52]	[2,94; 3,93; 5,00]	[4,51; 4,96; 5,81]
I3	0,51	0,60	0,26	0,71
I4	2,52	11,42	0	2,52
I5	[0; 15; 35]	[0; 15; 35]	[0; 10; 25]	[0; 15; 35]
I6	Respuesta 3	Respuesta 3	Respuesta 1	Respuesta 5
I7	Respuesta 3	Respuesta 3	Respuesta 1	Respuesta 3
I8	0	0	24	0
I9	Respuesta 4	Respuesta 4	Respuesta 5	Respuesta 2
I10	Respuesta 1	Respuesta 1	Respuesta 2	Respuesta 1
I11	0,026	0,056	0,024	0,026
I12	Respuesta 1	Respuesta 1	Respuesta 2	Respuesta 3
I13	Respuesta 3	Respuesta 3	Respuesta 4	Respuesta 1
I14	Respuesta 4	Respuesta 4	Respuesta 4	Respuesta 4
I15	Respuesta 1	Respuesta 1	Respuesta 3	Respuesta 1
I16	[0,189; 0,1958; 0,2136]	[0,1794; 0,1859; 0,2029]	[0,0397; 0,0411; 0,0449]	[0,189; 0,1958; 0,2136]
I17	[0,1275; 0,1322; 0,1442]	[0,1211; 0,1255; 0,1369]	[0,0486; 0,0504; 0,055]	[0,1275; 0,1322; 0,1442]
I18	0,0000	0,0000	0,0631	0,0000
I19	0,0087	0,0083	0,0055	0,0087
I20	0,0007	0,0007	0,0031	0,0007
I21	0,0007	0,0007	0,0047	0,0007
I22	Respuesta 2	Respuesta 2	Respuesta 2	Respuesta 2

Tabla 6.11. Valores de los indicadores a introducir en la simulación probabilista, para cada alternativa.

	Iteracs.	Mínimo	Media	Máximo	Rango	Desv. Típica	Moda	% Frec. Modal	Confianza 95%
Alt. 1	900	0,70	0,72	0,73	0,03	0,1	0,72	63,56%	0,71
Alt. 2	800	0,64	0,66	0,69	0,05	0,1	0,66	41,25%	0,65
Alt. 3	1300	0,75	0,78	0,80	0,05	0,1	0,78	46,62%	0,76
Alt. 4	1000	0,70	0,73	0,75	0,05	0,1	0,73	49,00%	0,71

Tabla 6.12. Valores clave de las funciones de distribución del Índice de Sostenibilidad (IS) de las cuatro alternativas, resultado de la simulación Monte Carlo realizada con los datos de la Tabla 6.11.

En dicha Tabla 6.12 se recogen el número de iteraciones realizadas hasta convergencia, los valores mínimo, máximo, medio, y modal obtenidos, la frecuencia de este último, el rango y la desviación típica, y el valor del IS que tiene un 95% de probabilidad de producirse. Los valores modales deben ser próximos a los resultados del análisis determinista, pues en el modelo determinista se han empleado los valores modales de las distribuciones de la Tabla 6.11. Los valores máximo y mínimo determinan el rango de la distribución, siendo un parámetro estadístico importante, junto con la desviación típica, pues ambos están relacionados con el nivel de incertidumbre.

Los resultados obtenidos con la aplicación informática MIVES probabilista desarrollada conjuntamente por la UPC y la UDC (UPC 2020), para las 4 alternativas, se reflejan en la Figura 6.34, en la forma de histogramas de frecuencias y curvas de probabilidad acumulada.

En este caso, a diferencia de lo que sucede en el caso determinista, puede darse la circunstancia de que dos alternativas no sean mejores o peores la una con respecto a la otra, en términos absolutos, en cualquier circunstancia. Puede darse el caso de que en algunos escenarios una alternativa tenga un IS mayor que la otra, y ocurra lo contrario en otras circunstancias. En este caso las dos curvas de probabilidad acumulada se cortarán en un punto, en el cual ambas alternativas tienen el mismo IS.

Al igual que en el caso determinista, se puede realizar un análisis de conjunto, calculando la función de distribución del índice de sostenibilidad de las diferentes alternativas, pero también se puede hacer, y muchas veces resulta útil, un análisis más detallado relativo a requerimientos, criterios, o, incluso, indicadores.

En aquellas ramas del árbol en las que ninguno de los parámetros del modelo se vea afectado por incertidumbre se obtendrán valores deterministas, en la forma de una curva de probabilidad acumulada que es una recta vertical, tal como sucede en la Figura 6.35, para el criterio de confort, tratado como determinista. En las que haya incertidumbre los resultados sí responderán a una distribución de probabilidad. Como sucede en la Figura 6.36, para el criterio de coste de inversión y explotación, tratado como probabilista.

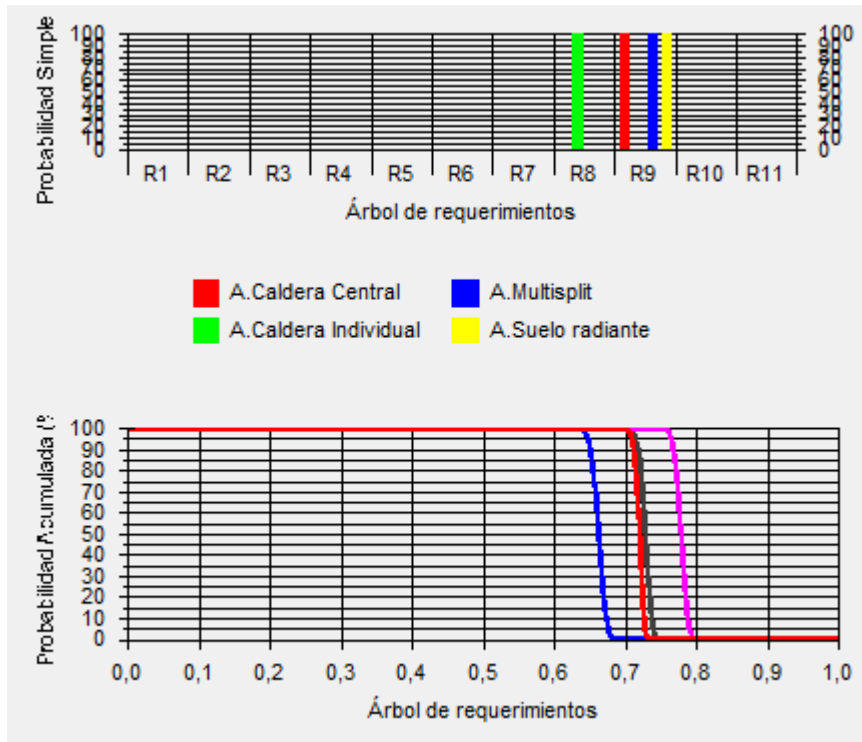


Figura 6.34. Histograma de frecuencias y curva de probabilidad acumulada del Índice de Sostenibilidad para las alternativas bajo estudio.

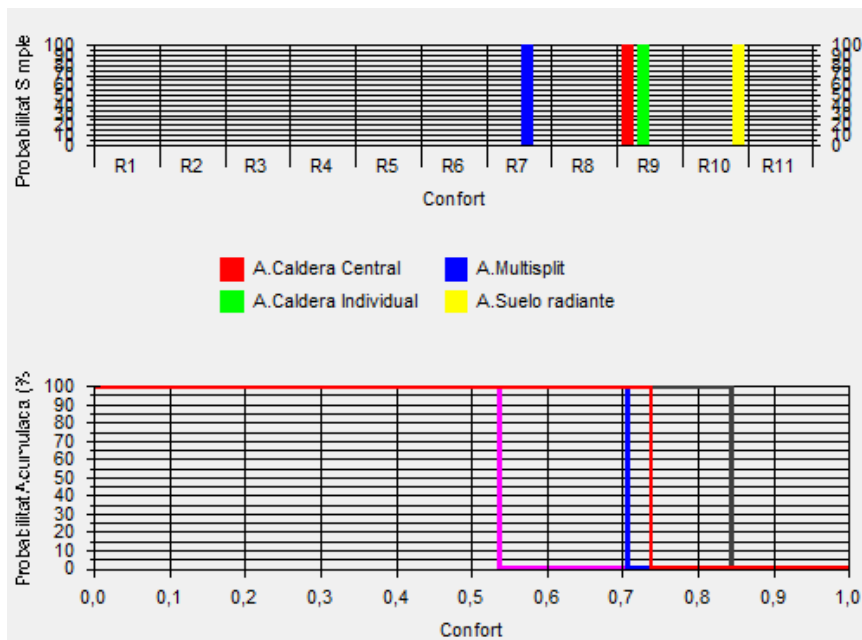


Figura 6.35. Histograma de frecuencias y curva de probabilidad acumulada del índice de satisfacción para el criterio de confort, tratado como determinista.

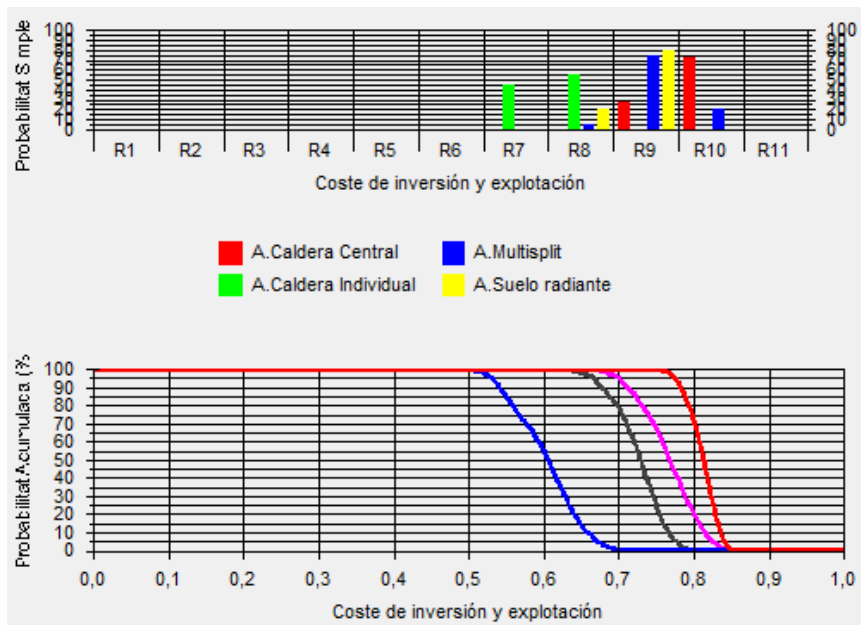


Figura 6.36. Histograma de frecuencias y curva de probabilidad acumulada del índice de satisfacción para el criterio de coste de inversión y explotación, tratado como probabilista.

En cuanto al análisis comparativo de las alternativas, en la Tabla 6.12 puede verse que la Alternativa 2 (radiadores con caldera individual; curva de probabilidad acumulada de color azul) resulta inferior a las otras, en cualquier caso, pues su valor máximo es inferior al mínimo de las demás. La Alternativa 3 (*multisplits*; curva de probabilidad acumulada de color rosado) es siempre superior. Entre las alternativas 1 y 4, respectivamente con radiadores y suelo radiante centralizadas (curvas de probabilidad acumulada de colores rojo y negro), hay diferencias muy pequeñas, siendo un poco superior el suelo radiante, con la excepción del valor mínimo estimado para ambas funciones de distribución. Por tanto, el orden general de las alternativas es coincidente con el del análisis determinista: Alternativa 3 (*multisplits*) > Alternativa 4 (suelo radiante centralizado) > Alternativa 1 (centralizada con radiadores) > Alternativa 2 (individual con radiadores). Nótese que las figuras 6.34 a 6.36 tienen problemas con los códigos de colores. Esto se debe a que la aplicación MIVES probabilista es un desarrollo en fase Beta.

El número de iteraciones necesario para llegar a convergencia depende de la exigencia de los criterios de convergencia que se hayan impuesto. Cuanto más laxos resulten, menos iteraciones serán necesarias, en detrimento de la calidad de los resultados estadísticos obtenidos, con un menor tiempo de computación necesario para llegar a la convergencia, y viceversa. Como se puede ver en la Tabla 6.12, con la aplicación informática MIVES utilizada, la convergencia se alcanza con unos pocos centenares de iteraciones.

Para comprobar qué sucede cuando se aumenta la exigencia de los criterios de convergencia y, por tanto, el número de iteraciones, se ha trabajado en MATLAB (MathWorks), con el mismo modelo y los mismos valores de entrada al mismo. Los resultados se presentan en la Tabla 6.13.

	Iteracs.	Mínimo	Media	Máximo	Rango	Desv. Típica	Varianza	Intervalo modal	% Intervalo modal
Alt. 1	7200	0,6953	0,7177	0,7322	0,0369	0,0054	2,8772E-05	[0,7;0,8)	99,9167
Alt. 2	8000	0,6301	0,6619	0,6861	0,0560	0,0085	7,1660E-05	[0,6;0,7)	100
Alt. 3	7700	0,7520	0,7798	0,8003	0,0483	0,0075	5,5514E-05	[0,7;0,8)	99,9870
Alt. 4	8600	0,6967	0,7262	0,7472	0,0505	0,0071	5,0410E-05	[0,7;0,8)	99,9535

Tabla 6.13. Valores clave de las funciones de distribución del Índice de Sostenibilidad (IS) de las cuatro alternativas, resultado de la simulación Monte Carlo realizada con los datos de la Tabla 6.11, usando criterios de convergencia más exigentes que los empleados en la Tabla 6.12.

Comparando las tablas 6.12 y 6.13 se observa que los rangos varían un poco, algo esperable al aumentar el número de iteraciones, y la desviación típica disminuye en gran medida. Sin embargo, los valores medios básicamente coinciden en uno y otro caso. La simulación lleva las mismas conclusiones, pero es de calidad mucho mayor. Las curvas de probabilidad acumulada y los histogramas de frecuencias correspondientes a estas simulaciones se han incluido en la Figura 6.37.

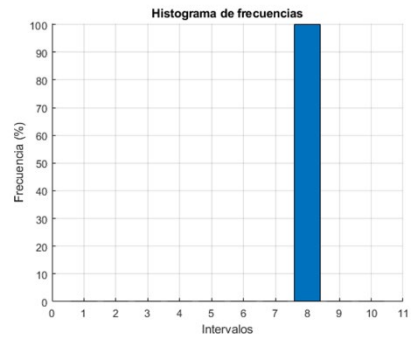
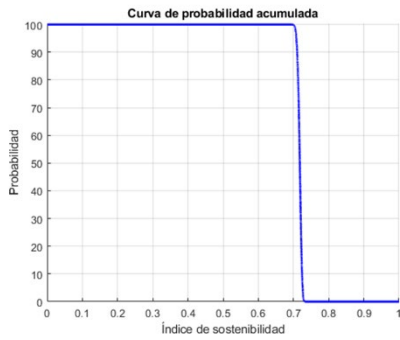
Con todo lo hecho hasta aquí, se han abordado todas las fases del método MIVES probabilista generalizado, de acuerdo con la Figura 4.1 del Capítulo 4, que se también se adjunta aquí. En particular, las fases A a G y la Fase H2 se habían afrontado ya para aplicar el método MIVES determinista. Las fases H1 y H3, de identificación y estimación de variables probabilistas, en este caso solamente indicadores, han sido abordadas en el epígrafe 6.5. Con respecto a la Fase H4, se ha considerado que las posibles correlaciones eran muy débiles, y no se han considerado. El resto de las fases de la Figura 4.1 se han abordado en el presente epígrafe 6.6.

6.7. APLICACIÓN DE MIVES DIFUSO A LOS INDICADORES

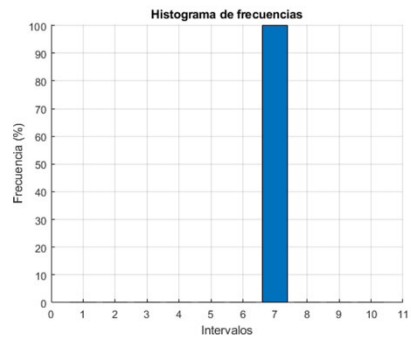
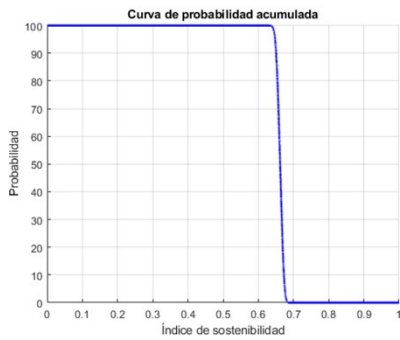
Todo lo relativo a aritmética difusa ha sido ya explicado en el Capítulo 5. En base a ello, y de forma análoga a lo visto en el epígrafe anterior, se han usado los mismos valores de la Tabla 6.11 para generar números difusos triangulares, cuando el indicador se trata como no determinista, y *singletons* cuando no. En este caso se obtiene como resultado un número difuso que representa la función de pertenencia μ_x de cada uno de los posibles valores del índice de Sostenibilidad (IS).

El proceso de cálculo es el mismo que el que se realizó para el modelo determinista, pero ahora se usan operaciones difusas en vez de las convencionales. En particular, se ha usado el método DSW, que ha sido explicado en el capítulo anterior, obteniéndose, para cada alternativa, un IS en la forma de un número difuso, todos ellos recogidos en la Figura 6.38.

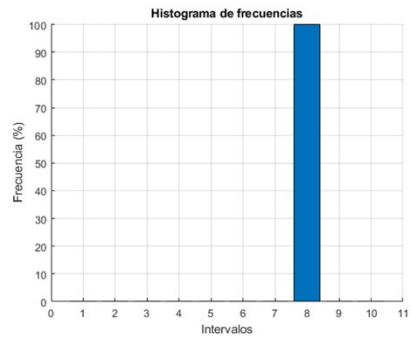
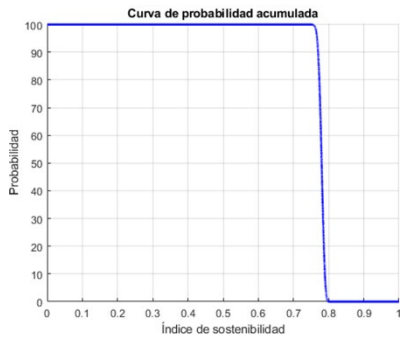
Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alternativa 1



Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alternativa 2



Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alternativa 3



Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alternativa 4

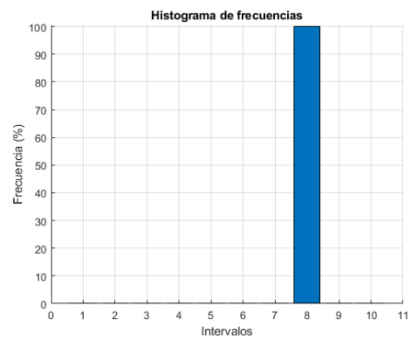
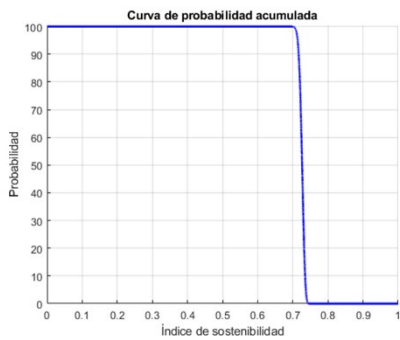


Figura 6.37. Gráficas de las funciones de distribución de la simulación de la Tabla 6.13.

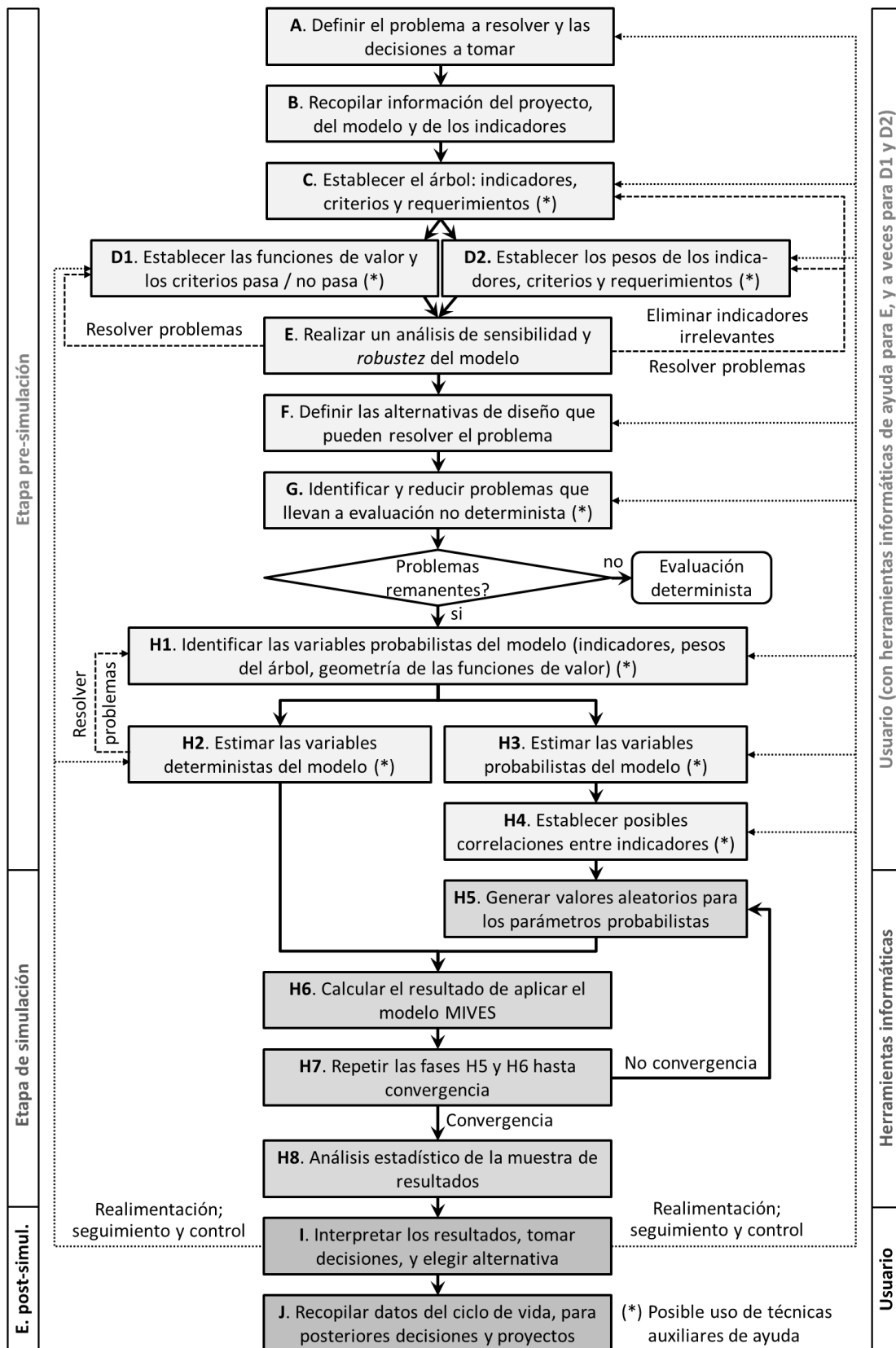


Figura 4.1 del Capítulo 4. Diagrama básico de flujo del método MIVES probabilista.



Figura 6.38. Números difusos de los Índices de Sostenibilidad correspondientes a cada alternativa bajo estudio, dibujados por separado.

La geometría de dichos números difusos recuerda la de un histograma de frecuencias, y es con ese tipo de gráfica con la cual procedería una comparación, y no con la curva de probabilidad acumulada. Los principales parámetros que definen los números difusos de la Figura 6.38 se han incluido en la Tabla 6.14.

	Mínimo	$\alpha=1$ IS (Moda)	Máximo	σ_{Nd} (Desv. Típ.)	VarNd (Varianza)	IS _{A95%} (Conf. 95%)
Alt. 1	0,6810	0,7210	0,7371	0,0159	0,00025	0,6932
Alt. 2	0,6162	0,6675	0,6932	0,0221	0,00049	0,6314
Alt. 3	0,7407	0,7828	0,8051	0,0184	0,00034	0,7536
Alt. 4	0,6803	0,7314	0,7523	0,0206	0,00043	0,6955

Tabla 6.14. Principales parámetros de los IS difusos de la Figura 6.38 (entre paréntesis: parámetros similares en una simulación tipo Monte Carlo).

En particular, la Tabla 6.14 recoge el mínimo y el máximo, para los cuales vale $\alpha=0$, el alfa-corte de $\alpha=0$, parecido a la moda, σ_{Nd} y VarNd, similares a la desviación típica y a la varianza, y, finalmente, IS_{A95%}, parecido al valor para el cual el nivel de confianza es del 95%.

En la Figura 6.38 se han representado por separado los cuatro IS difusos, pero resulta útil representarlos todos sobre un eje común, de forma que se puedan advertir, a simple vista, las diferencias entre las distintas alternativas. Esto es lo que se ha hecho en la Figura 6.39.

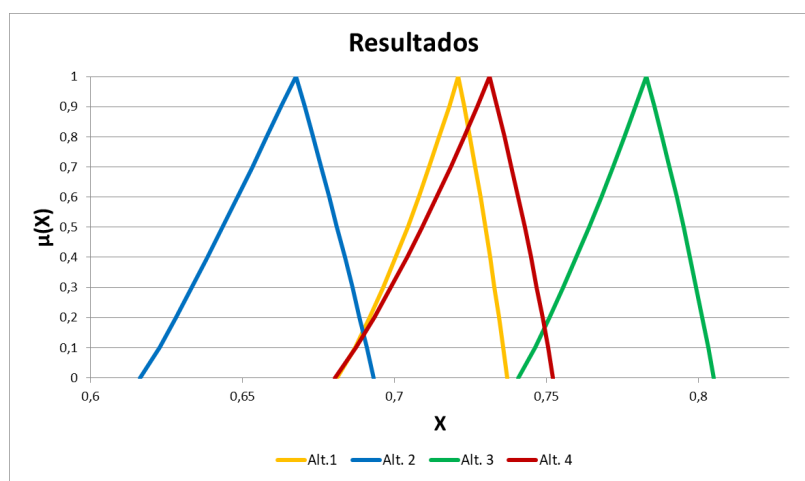


Figura 6.39. Números difusos de los Índices de Sostenibilidad correspondientes a cada alternativa bajo estudio, superpuestos.

Como se puede ver en ella, al ser en este caso los rangos de mayor amplitud que al aplicar Monte Carlo, se dan casos que no tenían lugar en el caso anterior. Así, en este caso, la alternativa 3 sigue siendo la que mayores posibilidades (que no probabilidad) tiene de ser la mejor (la de mayor IS), pero se ve superada por la alternativa 4, en un pequeño intervalo de valores por debajo de $IS = 0,75$ (aproximadamente). Lo mismo se puede decir con respecto a la alternativa 2, que sigue teniendo los peores resultados, pero que puede superar a las alternativas 1 y 4, por encima de $IS = 0,69$ (aproximadamente).

Con todo lo que se ha comentado, se han abordado todas las fases del método MIVES difuso generalizado, de acuerdo con la Figura 5.7 del Capítulo 5 que, una vez más, se adjunta aquí. Las fases A a G y la Fase H2 se habían realizado al aplicar el método MIVES determinista. Las fases H1 y H3, de identificación y estimación de variables probabilistas, que de nuevo se limita a los indicadores, han sido acometidas en el epígrafe 6.5. El resto de las fases de la Figura 5.7 se han abordado en el presente epígrafe 6.7.

6.8. COMPARACIÓN ENTRE MIVES DETERMINISTA, PROBABILISTA Y DIFUSO, PARA ESTE CASO

En los dos epígrafes anteriores se han aplicado dos métodos para tratar la incertidumbre con los mismos datos de entrada. Se trata de métodos completamente diferentes y, por tanto, es lógico que no se obtengan los mismos resultados numéricos. A pesar de ello, era razonable esperar que las conclusiones de ambos análisis fuesen las mismas, o similares, de forma que no variase el orden de prevalencia o prioridad de los sistemas estudiados.

En la Tabla 6.15 se presenta un resumen de los resultados de aplicar MIVES determinista, probabilista y difuso para calcular el Índice de Sostenibilidad (IS) de las cuatro alternativas estudiadas. En ella se han redondeado a dos cifras decimales todos los parámetros que son un posible IS futuro, se han dejado con más decimales las variables que lo necesitan, y las probabilidades / posibilidades de cumplir un determinado IS objetivo se han consignado sin decimales, por no considerarse necesarios.

En dicha Tabla 6.15 puede verse que los resultados obtenidos con los tres métodos llevan a las mismas conclusiones acerca del orden de prevalencia de las 4 alternativas: Alternativa 3 (*multisplits*) > Alternativa 4 (suelo radiante centralizado) > Alternativa 1 (centralizada con radiadores) > Alternativa 2 (individual con radiadores).

Por otro lado, no hay diferencias importantes entre los valores mínimos resultantes de ambos métodos no deterministas, y lo mismo ocurre con:

- Los máximos.
- La moda y el alfa-corte para $\alpha=1$.
- El IS al 95% de nivel de confianza y la variable difusa $X_{A95\%}$.

Antes de pasar al resto de variables, recordemos que la desviación típica (y, por tanto, la varianza) y el rango (máximo – mínimo) están directamente relacionados con la incertidumbre del problema a resolver, de forma que, a mayores valores de desviación típica y rango, mayor incertidumbre existe en el problema que se está analizando.

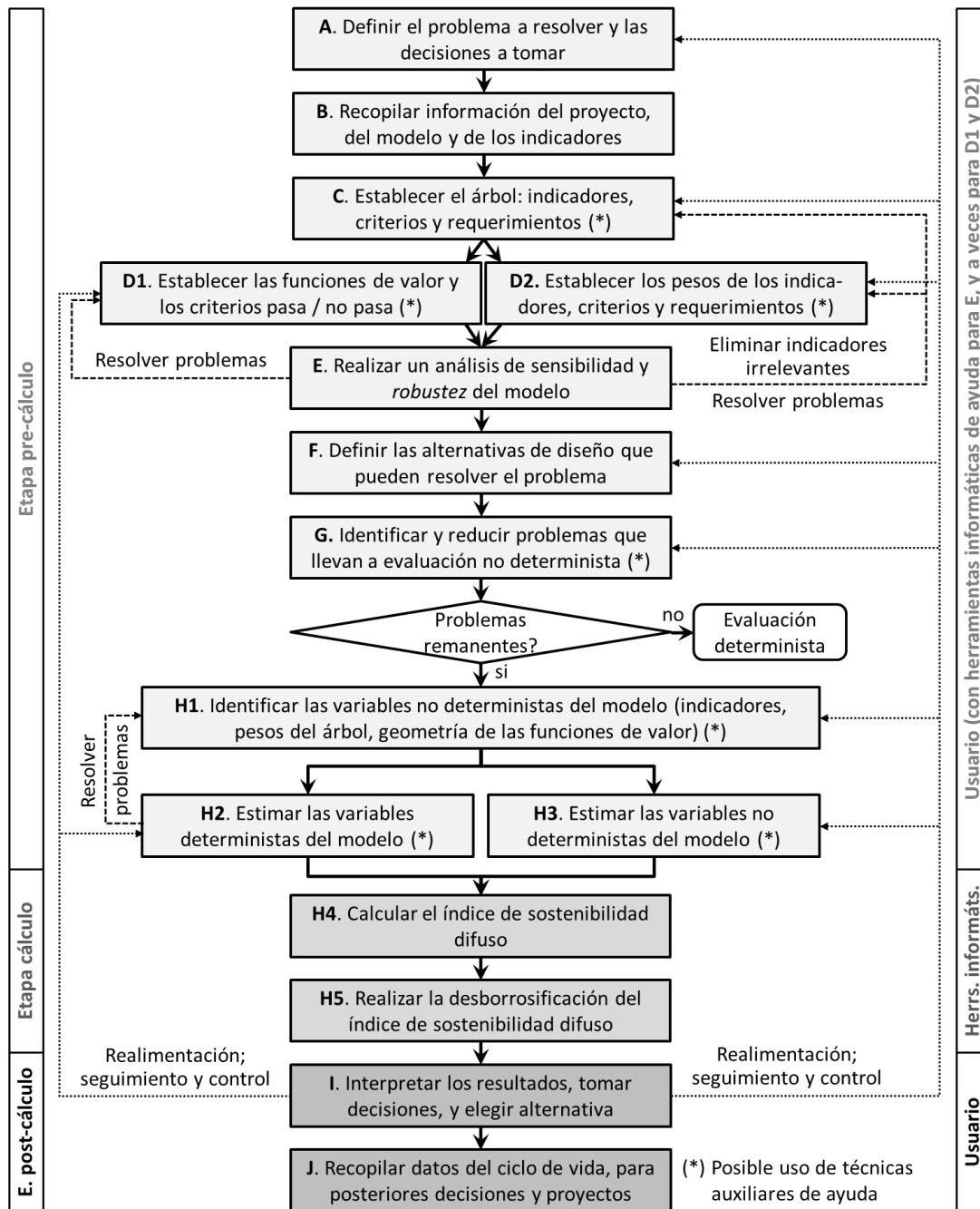


Figura 5.7. Diagrama básico de flujo del método MIVES difuso generalizado.

Pues bien, a pesar de que no hay grandes diferencias, respectivamente, entre los mínimos probabilista y difuso, y los máximos correspondientes, en la Tabla 6.15 se observa que los rangos resultantes del cálculo son menores con el método probabilista (Monte Carlo) que con el difuso, como se puede observar con más detalle en la Tabla 6.16. Es cierto que los rangos resultantes de aplicar ambos métodos están en el mismo orden de magnitud, pero existen ciertas

diferencias que no son pequeñas. Lo mismo sucede si se comparan las desviaciones típicas y los valores de σ_{Nd} . También se puede observar cierta diferencia entre la probabilidad de que el IS sea mayor o igual a 0,7, y la “posibilidad” (difusa) de que eso suceda, salvo cuando ambas son 0 o 100%.

Todo ello se debe a que, en realidad, la incertidumbre que afecta al IS es bastante reducida. Esto es fácil de apreciar, cuando se ve la poca distancia que hay entre el IS máximo y el IS mínimo de cada alternativa y, por otro lado, los muy bajos valores de la desviación típica. En casos en que la incertidumbre sea mayor, estas diferencias entre los rangos probabilista y difuso serán, normalmente, mucho menores.

De todas formas, en general, los valores del rango difuso y de σ_{Nd} seguirán siendo siempre mayores, respectivamente, que los rangos probabilistas y las desviaciones típicas, porque se observa una tendencia general a que, para un mismo problema, el número difuso se extienda un poco más en el eje de abscisas que la correspondiente función de distribución.

Por tanto, a pesar de las diferencias existentes, los resultados obtenidos con ambos métodos son coherentes entre ellos, y también lo son con respecto a los resultados deterministas, pudiendo concluirse que con los dos métodos no deterministas se representa adecuadamente la incertidumbre, y las decisiones que se van a tomar con ambos métodos son las mismas.

Antes de terminar hay que hacer notar que aquí ha sucedido que el nivel de incertidumbre del IS es bajo, porque se han comparado entre sí cuatro alternativas de uso muy frecuente desde hace ya muchos años. Por ello, probablemente en este caso no merecería la pena realizar un análisis no determinista.

Sin embargo, esto no va a ser así si se comparan otras alternativas, como puedan ser, por ejemplo, aquellas que estén basadas en la energía geotérmica, que pueden tener un nivel de incertidumbre mucho mayor para algunos de sus parámetros, como es el caso de los económicos. La incertidumbre crece con los sistemas nuevos o innovadores. Precisamente por ello, para realizar un ranking de todos los posibles sistemas de calefacción, debería ser de utilidad el análisis no determinista.

6.9. TRATAMIENTO PROBABILISTA DE INDICADORES Y PESOS DEL ÁRBOL

Como ya se dijo en el capítulo anterior, para una evaluación no determinista de la sostenibilidad, MIVES probabilista proporciona un marco más flexible y completo que MIVES difuso, y es más recomendable en un caso general, y más en el de una Tesis Doctoral. Por eso se ha usado MIVES probabilista en este epígrafe, y en el siguiente, para realizar un tratamiento no determinista de algunos pesos del árbol, y de las funciones de valor, respectivamente.

El principal problema que suelen tener los pesos del árbol es la subjetividad, que puede llevar a discrepancias. La determinación de muchos de los pesos se basa en opiniones de expertos, más o menos fundamentadas, siempre sujetas a cierta subjetividad y, por tanto, a cierto margen de discusión.

Si el proceso es adecuado y exento de intereses creados, los expertos tendrán conocimientos, experiencia e independencia suficientes como para que el conjunto de pesos no sea aberrante.

En ese caso, a pesar de que la coincidencia exacta se producirá pocas veces, es bastante probable que los expertos coincidan en cuanto al orden de magnitud de los pesos.

		Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3		Alternativa 4	
IS Determinista		0,72		0,67		0,78		0,73	
Prob. (MCarlo)	Difuso	Prob.	Difuso	Prob.	Difuso	Prob.	Difuso	Prob.	Difuso
IS Mínimo	IS Min($\alpha=0$)	0,69	0,68	0,63	0,62	0,75	0,74	0,70	0,68
IS Máximo	IS Max($\alpha=0$)	0,73	0,74	0,69	0,69	0,80	0,80	0,75	0,75
Rango	(Max-Min) $_{\alpha=0}$	0,0369	0,0561	0,0560	0,0770	0,0483	0,0644	0,0505	0,0720
Desviación típica	σ_{Nd}	0,0054	0,0159	0,0085	0,0221	0,0075	0,0184	0,0071	0,0206
IS Modal	$\alpha=1$ IS	0,72	0,72	0,66	0,67	0,78	0,78	0,73	0,73
Rango IS modal	$\alpha=1$ IS	[0,7;0,8)	0,72	[0,6;0,7)	0,67	[0,7;0,8)	0,78	[0,7;0,8)	0,73
IS 95% confianza	$X_{A95\%}$	0,71	0,69	0,65	0,63	0,76	0,75	0,71	0,70
Probabil(IS \geq 0,7)	Pos(IS \geq 0,7)	99,9%	86,4%	0%	0%	100%	100%	99,9%	92,3%

Tabla 6.15. Comparativa de los resultados obtenidos con los tres métodos empleados, determinista, probabilista (Monte Carlo), y difuso, a la hora de calcular el Índice de Sostenibilidad (IS), tratando como no deterministas solamente los indicadores.

	Probabilista (Monte Carlo)		
	Difuso	Dif.	Dif.% (difuso/MC-1)
Alt. 1	0,0369	0,0561	52,0%
Alt. 2	0,0560	0,0770	37,5%
Alt. 3	0,0483	0,0644	33,3%
Alt. 4	0,0505	0,0720	42,6%

Tabla 6.16. Comparativa de rangos (máximo – mínimo) de la Tabla 6.15, y variación porcentual, según el método empleado.

A veces, sin embargo, alguno de los expertos está considerando aspectos que no han considerado otros, y surgen diferencias significativas. De ahí la importancia de los métodos de reducción de la subjetividad que se han visto en el Capítulo 3. Así, por ejemplo, el uso combinado de AHP con el análisis Delphi suele solucionar este tipo de problemas. Aun así, a pesar del uso de estos métodos, puede haber ciertas discrepancias, suficientemente razonadas, y por ello resulta de interés observar el comportamiento del modelo ante cambios en los pesos.

Para este ejemplo ilustrativo se han escogido los pesos de los requerimientos ambiental, social y económico. Por un lado, como se ha visto en el Capítulo 1 (epígrafe 1.2.1.), puede existir cierta discrepancia al respecto de estos pesos. Por otro lado, cuantitativamente, estos son los pesos de mayor valor, y se aplican a todos los ramales del modelo.

Como se señala en el Capítulo 4, la introducción de incertidumbre en los pesos no está exenta de problemas, al existir la condición que limita la suma de los valores que pueden adoptar: $\sum \gamma_i = \sum \beta_i = \sum \alpha_i = 100\%$. En dicho capítulo se analizó este problema y se plantearon varias maneras de solucionarlo, reseñándose sus ventajas e inconvenientes, por lo que no se volverá sobre ello.

En este caso, se ha utilizado una de las posibles soluciones allí planteadas. Se han establecido distribuciones triangulares de probabilidad para los pesos de los requerimientos de forma que, por un lado, ninguno sea inferior al mínimo valor de los pesos establecidos en el modelo determinista, ni mayor que el mayor de ellos, y por otro, que el valor modal sea el del modelo determinista. Al haber más de dos ramales, tal y como se indicó en el Capítulo 4, uno de los pesos, en este caso el medioambiental, se calcula partiendo de los pesos generados aleatoriamente, en cada iteración, para los otros requerimientos, de forma que se cumpla en todo caso la condición de que $\sum \alpha_i = 100\%$. Con todo lo dicho, los valores no deterministas de los pesos quedan así:

- $\alpha_{\text{Económico}}$ = distribución triangular (0,25; 0,25; 0,42)
- α_{Social} = distribución triangular (0,25; 0,33; 0,42)
- $\alpha_{\text{Medioambiental}} = 1 - \alpha_{\text{Económico}} - \alpha_{\text{Social}}$

Para materializar esto, se ha programado de forma que, en toda iteración, se comprueba que el peso del pilar medioambiental no está por debajo de 0,25 ni por encima de 0,42. Si esto ocurriera, se da como no válida la iteración y se vuelven a generar pesos, hasta que se cumpla la anterior condición. Además de lo anterior, se ha considerado también incertidumbre en los indicadores. A partir de ahora, en el texto, cuando se quiera abreviar, se llamará a este nuevo conjunto de simulaciones conjunto I+P (indicadores y pesos).

El resultado de estas simulaciones I+P se refleja en la Tabla 6.17, de parámetros clave de las distribuciones correspondientes al Índice de Sostenibilidad (IS) de cada alternativa, que se representan en la Figura 6.40. A su vez, en la Figura 6.41, y en la Tabla 6.18, se comparan los resultados deterministas y los de las simulaciones I e I+P (indicadores no deterministas, por un lado, e indicadores y pesos no deterministas, por otro).

En particular, en la Tabla 6.18 se comparan los valores mínimos y máximos, los rangos, los valores medios, las desviaciones típicas, y los intervalos modales. Por su parte, la Figura 6.41 se centra solamente en los rangos, y representa, además, el valor de la solución determinista mediante un punto de color rojo ubicado dentro de cada rango.

Cuando en un modelo de cualquier tipo se aumenta el número de variables que se consideran como no deterministas, no queda más remedio que aumente la incertidumbre. Es decir, que

aumenten el rango y la desviación típica. La razón es clara: a la dispersión que ya había anteriormente, se añade la nueva dispersión que se genera al considerar probabilista una variable que antes no lo era. Y el rango y la desviación típica son medidas de dispersión que, además, están asociadas a la incertidumbre. Cuanto mayores sean rango y desviación típica, mayor dispersión de la distribución y, por tanto, mayor incertidumbre acerca del posible valor futuro, real, que tomará el Índice de Sostenibilidad.

En este caso, como se ve en la Tabla 6.18 y especialmente en la Figura 6.41, los rangos de las distribuciones resultantes de las simulaciones I+P aumentan considerablemente con respecto a los de las simulaciones I, dispersándose el histograma de frecuencias a lo largo del eje de abscisas (eje del IS). De todos modos, los resultados obtenidos conducen al mismo orden de prioridad o prevalencia que en las simulaciones I, si bien las alternativas 4 y 1 quedan prácticamente igualadas, una vez redondeadas las cifras. Como se había anticipado, aumenta la incertidumbre: crecen los rangos y las desviaciones típicas.

Si se deseara analizar separadamente las consecuencias de considerar probabilistas indicadores y pesos, habría que realizar dos simulaciones independientes, sin juntar todo, como se ha hecho aquí.

6.10. TRATAMIENTO PROBABILISTA DE INDICADORES, PESOS Y FUNCIONES DE VALOR

Por último, sobre el modelo del epígrafe anterior, se ha planteado, a efectos ilustrativos, un ejemplo de la manera de tratar como probabilistas todas las variables de un modelo MIVES, incluyendo también ahora la geometría de las funciones de valor.

En el Capítulo 4 se discutieron los problemas asociados a tratar estas funciones como no deterministas, y se hicieron recomendaciones para evitar los problemas aludidos.

Una posibilidad consiste en establecer el número oportuno de conjuntos de funciones de valor, asignando a cada uno una probabilidad, que será tanto mayor, por ejemplo, cuanto mayor sea el número de expertos que lo proponen, y cuanto mayores sean sus conocimientos y experiencia. Como resultado de ello, en cada iteración se usará uno de esos conjuntos de funciones de valor, usándose más veces aquellos a los cuales se les ha asignado una mayor probabilidad.

Otra posibilidad es hacer lo mismo que se acaba de referir, pero de forma independiente para cada indicador. Es decir, en cada iteración, cada indicador tendrá una de las funciones de valor propuestas para ese indicador, en función de su probabilidad. La diferencia con respecto a lo anterior es que, en una misma iteración, el primer indicador puede tener una función de valor de uno de los conjuntos, el segundo otra de un conjunto diferente, y así sucesivamente. Esto es lo que se ha hecho aquí.

Se han generado dos conjuntos de funciones de valor. El primero es el que ya conoce el lector, que se ha referido y justificado en el epígrafe 6.3.3. En el segundo conjunto cada indicador, sea continuo o discreto, tiene una nueva función de valor con los mismos valores mínimo y máximo, pero variando la geometría de la función, que ahora es lineal. Se respeta, eso sí, la tendencia creciente o decreciente de la función de valor.

A las funciones de valor del primer conjunto se les ha asignado una probabilidad del 70%, por haberse razonado en este capítulo con el mayor rigor que se ha podido. En consecuencia, las nuevas funciones de valor tienen una probabilidad del 30% de ser empleadas. El proceso seguido en las simulaciones ha sido el que ya se ha explicado con anterioridad en este epígrafe.

A partir de ahora, cuando se quiera abreviar, se llamará a este nuevo conjunto de simulaciones conjunto I+P+F (indicadores, pesos y funciones de valor).

Con la misma misión que las tablas 6.17 y 6.18, y las figuras 6.41 y 6.40, se incluyen ahora, respectivamente, las tablas 6.19 y 6.20, y las figuras 6.42 y 6.43.

La Tabla 6.19 recoge el resultado de estas últimas simulaciones I+P+F. En particular, incluye los parámetros clave de las distribuciones correspondientes al Índice de Sostenibilidad (IS) de cada alternativa, que se representan en la Figura 6.43.

A su vez, en la Tabla 6.20 y en la Figura 6.42, se comparan los resultados deterministas y los de los tres conjuntos de simulaciones estocásticas realizadas (I; I+P; I+P+F): indicadores no deterministas (Indicadores), en primer lugar; indicadores y pesos no deterministas (Indicadores + pesos), en segundo lugar; y tratamiento no determinista para todos los tipos de variables (Indicadores + pesos + FFV), en tercer lugar.

La Figura 6.42, de forma parecida a la Figura 6.41, compara los valores máximo, mínimo y medio (círculo de color amarillo) de los tres conjuntos de simulaciones estocásticas que se acaban de aludir, incluyendo también la evaluación determinista mediante un punto ubicado dentro del rango, con forma de rombo de color rojo.

Como se observa en las tablas 6.19 y 6.20, y en las figuras 6.42 y 6.43, se vuelve a cumplir el principio básico de que, cuando aumenta el número de variables que se consideran como no deterministas, aumenta la incertidumbre.

Como se puede ver en dichas tablas y figuras, los rangos de las distribuciones resultantes de las simulaciones I+P+F aumentan considerablemente con respecto a los de las simulaciones I+P, dispersándose más todavía el histograma de frecuencias a lo largo del eje de abscisas (eje del IS). Pero vuelve a ocurrir lo mismo que en las simulaciones I+P: los resultados obtenidos conducen al mismo orden de prioridad o prevalencia que siempre, pero las alternativas 4 y 1 quedan prácticamente igualadas, una vez redondeadas las cifras. Como se había anticipado, aumenta la incertidumbre: crecen los rangos y las desviaciones típicas.

De la misma forma que antes, si se deseara analizar separadamente las consecuencias de considerar probabilistas indicadores, pesos y funciones de valor, habría que realizar tres simulaciones independientes, sin juntar todo, como se ha hecho aquí.

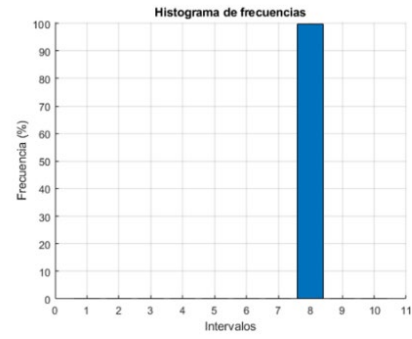
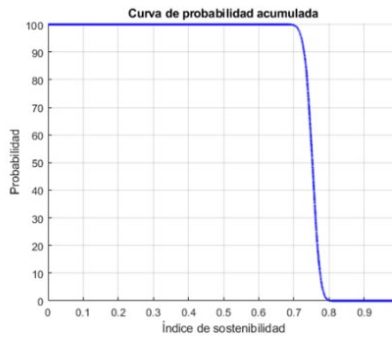
Antes de terminar, hay que hacer una observación metodológica. Debe tenerse en cuenta que las simulaciones I+P e I+P+F tienen una diferencia clave con respecto a las simulaciones I. En este último caso el modelo es siempre el mismo, y sólo se hacen variar los indicadores. Por el contrario, si se cambian los pesos o las funciones de valor, el modelo cambia.

	Iteraciones	Mínimo	Media	Máximo	Desviación Típica	Varianza	Intervalo modal	% Intervalo modal
Alt. 1	8900	0,68	0,72	0,75	0,0105	1,0978E-04	[0,7;0,8)	92,2
Alt. 2	16000	0,59	0,65	0,69	0,0148	2,1784E-04	[0,6;0,7)	99,8
Alt. 3	12400	0,72	0,77	0,81	0,0128	1,6281E-04	[0,7;0,8)	99,6
Alt. 4	9100	0,68	0,72	0,75	0,0105	1,1012E-04	[0,7;0,8)	96,5

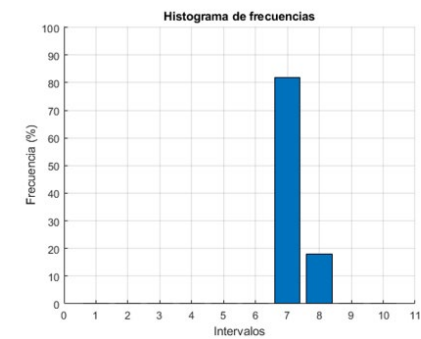
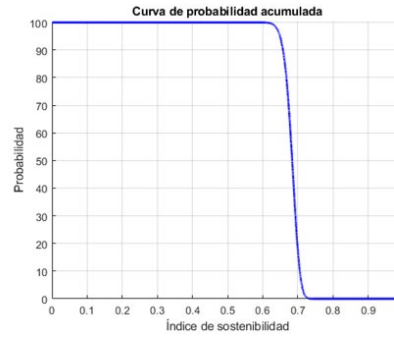
Tabla 6.17. Principales parámetros resultado de la simulación realizada considerando como no deterministas los indicadores y los pesos de los requerimientos.

	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3		Alternativa 4	
Determinista	0,72		0,67		0,78		0,73	
Probabilista	Indicadores	Indicadores +pesos	Indicadores	Indicadores +pesos	Indicadores	Indicadores +pesos	Indicadores	Indicadores +pesos
Mínimo	0,70	0,68	0,63	0,59	0,75	0,72	0,70	0,68
Máximo	0,73	0,75	0,69	0,69	0,80	0,81	0,75	0,75
Rango	0,0369	0,0764	0,0560	0,1014	0,0483	0,0911	0,0505	0,0708
Desviación típica	0,0054	0,0105	0,0085	0,0148	0,0075	0,0128	0,0071	0,0105
Media	0,72	0,72	0,66	0,65	0,78	0,77	0,73	0,72
Intervalo modal	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,6;0,7)	[0,6;0,7)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)
% Intervalo modal	99,9	92,2	100	99,8	100	99,6	99,9	96,5

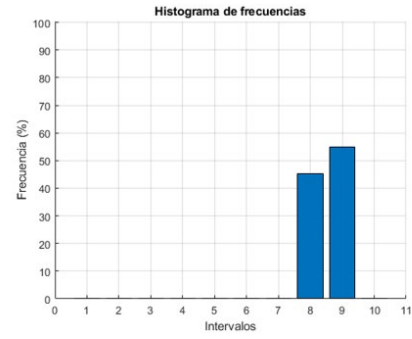
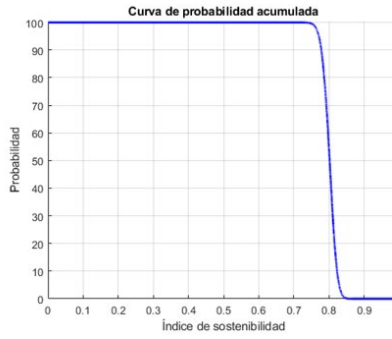
Tabla 6.18. Comparación de los resultados deterministas y los de las dos simulaciones: indicadores no deterministas (Indicadores), por un lado, e indicadores y pesos no deterministas, por otro (Indicadores+pesos).



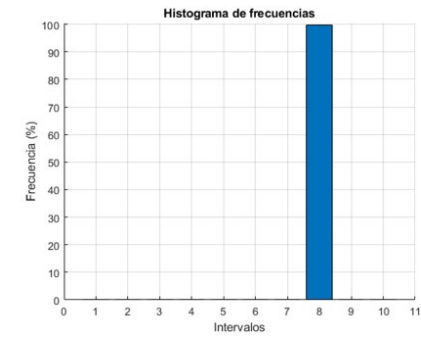
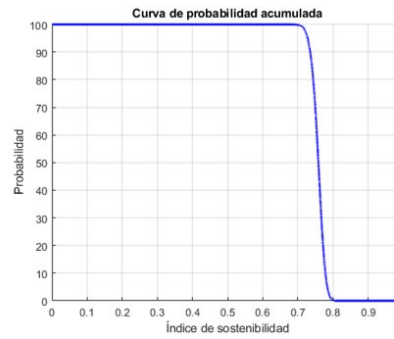
Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alt. 1



Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alt. 2



Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alt. 3



Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alt. 4

Figura 6.40. Funciones de distribución resultado de la simulación realizada considerando como no deterministas los indicadores y los pesos de los requerimientos.

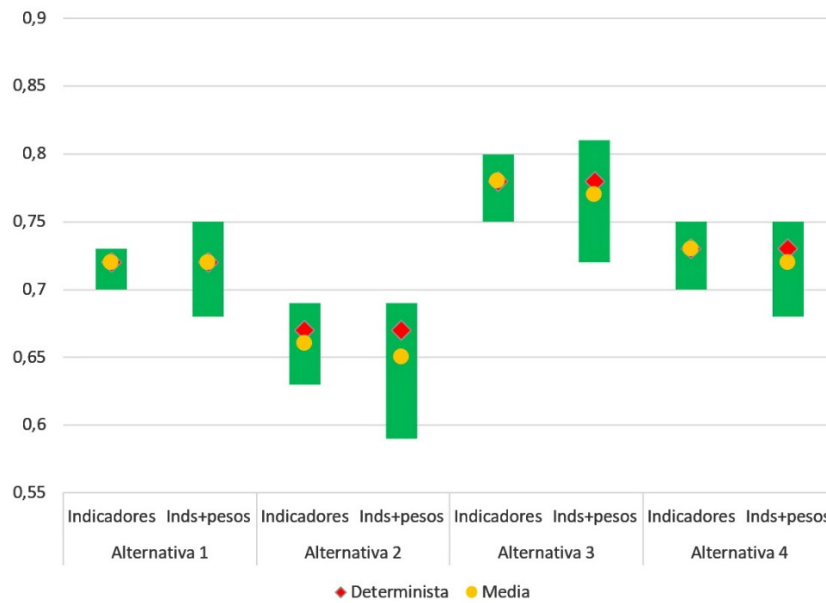


Figura 6.41. Comparativa de rangos de las dos simulaciones: indicadores no deterministas (Indicadores), por un lado, e indicadores y pesos no deterministas, por otro (Inds+pesos). Respectivamente, el IS determinista y el IS medio se incluyen dentro de cada rango, con un rombo rojo y un círculo amarillo.

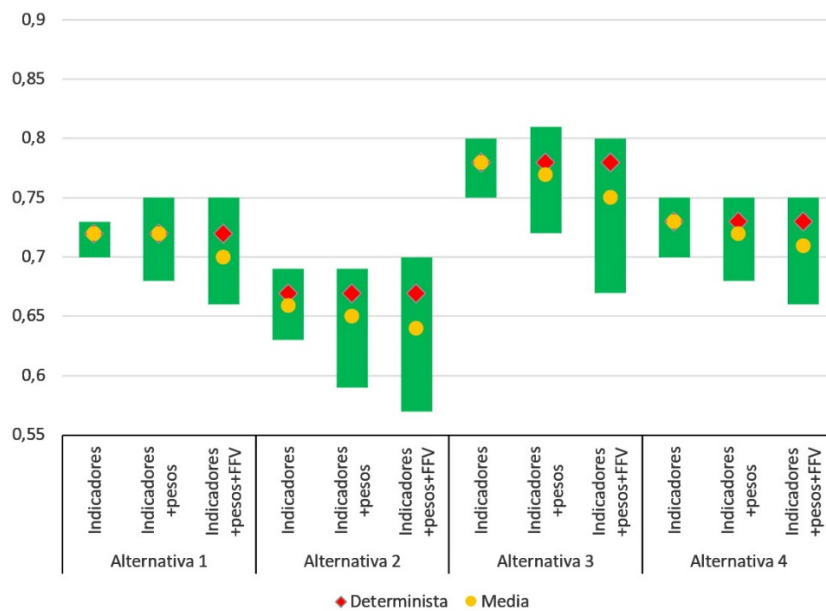


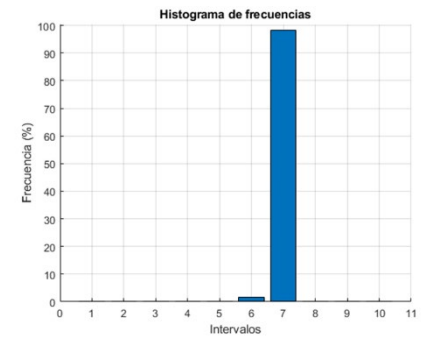
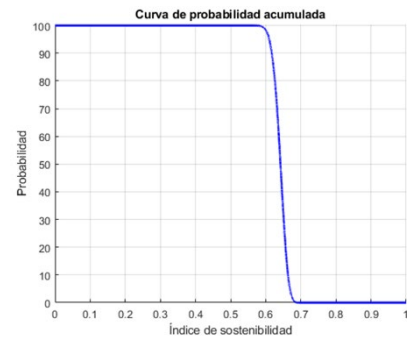
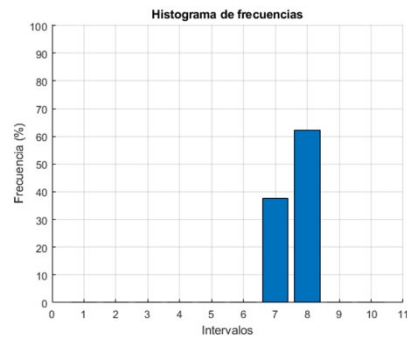
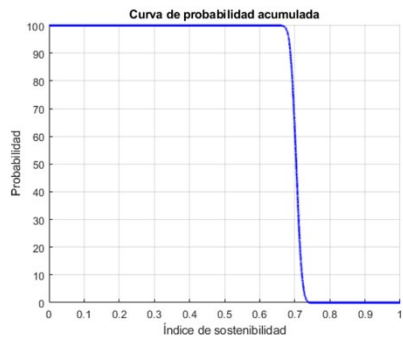
Figura 6.42. Comparativa de rangos de las tres simulaciones: indicadores probabilistas (Indics); indicadores y pesos probabilistas (Indics+pesos); y todas las variables probabilistas (Indics+pesos+FFV). Respectivamente, el IS medio y el IS determinista se incluyen dentro de cada rango, con forma de círculo amarillo y de rombo rojo.

	Iteraciones	Mínimo	Media	Máximo	Desviación Típica	Varianza	Intervalo modal	% Intervalo modal
Alt. 1	10700	0,66	0,70	0,75	0,0127	1,6182E-04	[0,7;0,8)	62,2
Alt. 2	18700	0,57	0,64	0,70	0,0179	3,1950E-04	[0,6;0,7)	98,4
Alt. 3	14400	0,67	0,75	0,80	0,0186	3,4611E-04	[0,7;0,8)	99,2
Alt. 4	10600	0,66	0,71	0,75	0,0123	1,5181E-04	[0,7;0,8)	78,3

Tabla 6.19. Principales parámetros resultado de la simulación realizada, considerando probabilistas los indicadores, los pesos de los requerimientos, y las funciones de valor.

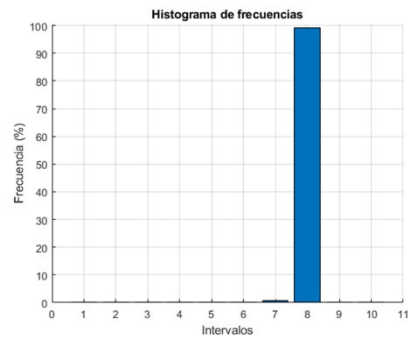
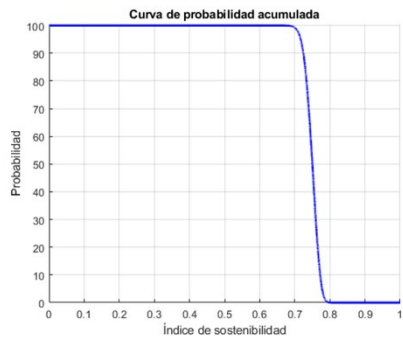
	Alternativa 1			Alternativa 2			Alternativa 3			Alternativa 4		
Determinista	0,72			0,67			0,78			0,73		
Probabilista	Indicad.	Indicad.+ +pesos	Indicad.+ pesos+FFV	Indicad.	Indicad.+ +pesos	Indicad.+ pesos+FFV	Indicad.	Indicad.+ +pesos	Indicad.+ pesos+FFV	Indicad.	Indicad.+ +pesos	Indicad.+ pesos+FFV
Mínimo	0,70	0,68	0,66	0,63	0,59	0,57	0,75	0,72	0,67	0,70	0,68	0,66
Máximo	0,73	0,75	0,75	0,69	0,69	0,70	0,80	0,81	0,80	0,75	0,75	0,75
Rango	0,0369	0,0764	0,0835	0,0560	0,1014	0,1269	0,0483	0,0911	0,1317	0,0505	0,0708	0,0974
Desviación típica	0,0054	0,0105	0,0127	0,0085	0,0148	0,0179	0,0075	0,0128	0,0186	0,0071	0,0105	0,0123
Media	0,72	0,72	0,70	0,66	0,65	0,64	0,78	0,77	0,75	0,73	0,72	0,71
Intervalo modal	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,6;0,7)	[0,6;0,7)	[0,6;0,7)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)	[0,7;0,8)
% Intervalo modal	99,9	92,2	62,2	100	99,8	98,4	100	99,6	99,2	99,9	96,5	78,3

Tabla 6.20. Comparación de los resultados deterministas y los de las tres simulaciones: indicadores probabilistas (Indicad.); indicadores y pesos probabilistas (Indicad.+pesos); e indicadores, pesos y funciones de valor probabilistas (Indicad.+pesos+FFV).

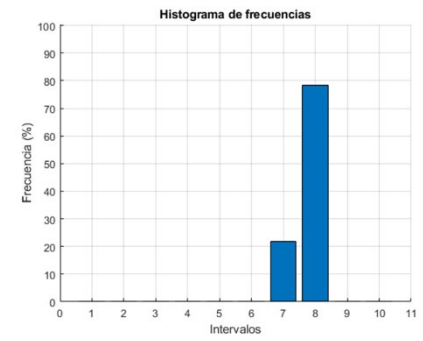
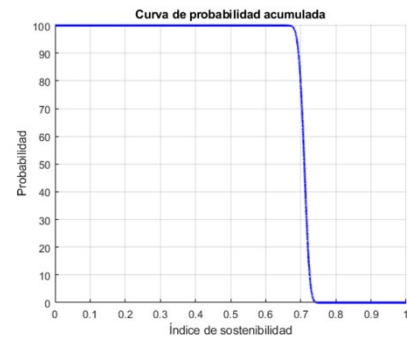


Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alt. 1

Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alt. 2



Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alt. 3



Distribución de probabilidad e histograma de frecuencias. Alt. 4

Figura 6.43. Funciones de distribución resultado de la simulación realizada considerando como no deterministas los indicadores, los pesos de los requerimientos, y las funciones de valor

6.11. RESUMEN

En este capítulo se ha presentado un modelo MIVES, que permite evaluar la sostenibilidad de diferentes sistemas de calefacción de edificios. Incluye indicadores cuantitativos y cualitativos de los ámbitos económico, social y medioambiental. En una primera aplicación, el modelo se ha utilizado para evaluar, de forma determinista, la sostenibilidad de cuatro alternativas comunes en soluciones residenciales, en un edificio ubicado en Ferrol (A Coruña, España).

Los resultados de dicho análisis llevan al siguiente orden de prelación, de mayor a menor Índice de Sostenibilidad de conjunto: Alternativa 3 (*multisplits*) > Alternativa 4 (suelo radiante centralizado) > Alternativa 1 (centralizada con radiadores) > Alternativa 2 (individual con radiadores).

Posteriormente, el mismo modelo original se ha usado como base para aplicar MIVES probabilista, y MIVES difuso, considerando algunos indicadores como no deterministas. Ambos métodos se han aplicado al mismo caso de estudio.

- Los resultados de ambos tratamientos no deterministas son coherentes con lo que se había indicado en el análisis comparativo de ambos métodos que se hizo en el capítulo anterior.
- Además, el orden de prelación a la hora de escoger una de las cuatro alternativas sigue siendo el mismo (*multisplits* > suelo radiante centralizado > centralizada con radiadores > individual con radiadores).
- Hay que hacer notar que en el caso de estudio sucede que el nivel de incertidumbre del IS es bajo, porque se han comparado entre sí cuatro alternativas de uso muy frecuente, y porque las comparaciones se han hecho tras proyectar y calcular en detalle los cuatro sistemas. Esto reduce mucho la incertidumbre a la hora de estimar costes o emisiones en el ciclo de vida, entre otras variables. Por ello, probablemente, en casos como este, en la realidad, no va a merecer la pena realizar un análisis no determinista.
- Sin embargo, esto no deber ser así si se comparan otras alternativas, como puedan ser, por ejemplo, las que estén basadas en la energía geotérmica, que pueden tener un nivel de incertidumbre mucho mayor para algunos de sus parámetros, como es el caso de los económicos. La incertidumbre crece con los sistemas nuevos o innovadores.
- Además, si en vez de compararse sistemas completamente calculados, se comparasen sistemas predimensionados, para hacer comparaciones de sostenibilidad en fases preliminares del proyecto, cosa de mucho interés, la incertidumbre sería mayor, porque toda incertidumbre disminuye conforme aumenta la información disponible.
- Precisamente por ello, para realizar un ranking general de todos los posibles sistemas de calefacción, se considera que va a ser de utilidad un análisis no determinista.
- Entrando en más detalle con respecto al uso de MIVES probabilista y MIVES difuso, hay que decir lo siguiente:
 - No hay diferencias realmente importantes entre los valores mínimos resultantes de ambos métodos, y lo mismo ocurre entre los máximos; entre la moda y el alfa-corte para $\alpha=1$; entre el IS al 95% de nivel de confianza y la variable difusa $X_{A95\%}$; y, finalmente, entre la probabilidad de que el IS sea mayor o igual a 0,7, y la “posibilidad” (difusa) de que eso suceda.
 - La desviación típica y el rango (máximo – mínimo) están directamente relacionados con la incertidumbre del problema a resolver, de forma que, a

mayores valores de ambos, mayor incertidumbre existe en el problema bajo estudio.

- Pues bien, a pesar de que no hay grandes diferencias, respectivamente, entre los mínimos probabilista y difuso, y los máximos correspondientes, los rangos resultantes del cálculo son menores con el método probabilista (Monte Carlo) que con el difuso. Ambos tipos de rango están en el mismo orden de magnitud, pero algunas diferencias no son pequeñas. Lo mismo sucede si se comparan las desviaciones típicas y los valores de σ_{Nd} . También se puede observar cierta diferencia entre la probabilidad de que el IS sea mayor o igual a 0,7, y la “posibilidad” (difusa) de que eso suceda.
- Todo ello se debe a que, en realidad, la incertidumbre que afecta al IS es bastante reducida para las cuatro alternativas comparadas, por las razones que se han anticipado en este resumen. Por ello, probablemente en este caso no merecería la pena realizar un análisis no determinista.
- En casos en que la incertidumbre sea mayor, estas diferencias entre los rangos probabilista y difuso serán, normalmente, menores.
- De todas formas, en general, los valores del rango difuso y de σ_{Nd} seguirán siendo siempre mayores, respectivamente, que los rangos probabilistas y las desviaciones típicas, porque se observa una tendencia general a que, para un mismo problema, el número difuso se extienda un poco más en el eje de abscisas que la correspondiente función de distribución.

En la última parte de este capítulo se ha aplicado el método MIVES probabilista, respectivamente, considerando probabilistas los indicadores y los pesos de los requerimientos, y considerando probabilistas todas las variables del modelo: indicadores, pesos y funciones de valor. Las conclusiones son las siguientes:

- Se cumple el principio básico de que, cuando aumenta el número de variables que se consideran como no deterministas, aumenta la incertidumbre y, por tanto, el rango y la desviación típica.
 - En particular, cuando además de considerar probabilistas los indicadores, se añaden también los pesos de los requerimientos, el rango aumenta entre un 40 y un 105%, aproximadamente, dependiendo de la alternativa. Por su parte, la desviación típica aumenta entre un 50 y un 95%, aproximadamente. El valor medio aproximado del aumento de la incertidumbre para las cuatro alternativas es de un 80% para el rango, y un 70% para la desviación típica.
 - Tras ello, cuando se añaden también las funciones de valor, las cifras aproximadas del incremento de la incertidumbre están entre un 10% y un 45% para el rango, con un valor medio de 30%, y entre un 15% y un 45% para la desviación típica, con un valor medio del 25%. Todo ello, con respecto al nivel de incertidumbre que había en la segunda simulación (indicadores+pesos).
 - Teniendo en cuenta que la desviación típica mide la dispersión mejor que el rango, porque aquella analiza toda la función de distribución, y este solamente los valores extremos, podríamos resumir diciendo que la incertidumbre aumenta entre un 50% y casi un 100% cuando se añaden los pesos de los requerimientos, y entre un 15% y un 50% cuando, a todo lo anterior, se añaden las funciones de valor.
- De todas formas, los resultados obtenidos conducen en ambos casos al mismo orden de prioridad que antes (*multisplits* > suelo radiante centralizado > centralizada con

radiadores > individual con radiadores), pero las alternativas 4 y 1 (suelo radiante centralizado y centralizada con radiadores) quedan prácticamente igualadas.

CAPÍTULO 7

CONCLUSIONES, APORTACIONES Y FUTUROS DESARROLLOS.

7.1. CONCLUSIONES.

A continuación, se resumen las principales conclusiones de esta Tesis Doctoral.

7.1.1. Con respecto al método MIVES determinista generalizado (Capítulos 1 y 2).

- Para evaluar la sostenibilidad de sistemas ingenieriles, MIVES ofrece ventajas con respecto a la mayoría de los métodos multicriterio de apoyo en la toma de decisiones, y en el caso de haber igualdad de ventajas, no suele tener desventajas que equilibren la balanza, o que la desequilibren a favor del uso de otros métodos.
- Hasta ahora MIVES ha sido usado, mayoritariamente, para integrar evaluaciones de diferentes índices o criterios de toma de decisiones. En particular, con respecto al asunto de esta Tesis Doctoral, se ha empleado para integrar evaluaciones de indicadores en un solo índice de sostenibilidad, con posibles subíndices ambiental, social, económico, y técnico-funcional.
- Además de ello, hay utilidades de este método que apenas han sido empleadas. Al igual que algunos otros métodos multicriterio, MIVES constituye una alternativa sólida para servir de apoyo en la gestión del objetivo de sostenibilidad de un proyecto, a la hora de:
 - Establecer el objetivo de sostenibilidad del proyecto, así como sus objetivos parciales ambiental, social, económico y técnico-funcional.
 - Realizar estimaciones para pronosticar, en cada momento, el potencial índice de sostenibilidad al que se puede llegar al final del ciclo de vida del producto.
 - Calcular el índice de sostenibilidad final, real, al que se ha llegado tras terminar dicho ciclo de vida.
- Hay algunos aspectos metodológicos, recogidos en el Capítulo 2, que pueden mejorar la eficacia del método. Se trata de nuevo conocimiento generado tras abundantes aplicaciones del método, que incluye matizaciones a lo publicado previamente, algunas observaciones nuevas acerca del empleo de MIVES, sugerencias de mejora del método, y nuevas recomendaciones a la hora de aplicarlo.

7.1.2. Con respecto a la incertidumbre y a otros problemas que pueden hacer necesario aplicar métodos no deterministas (Capítulo 3).

- Los principales problemas que pueden llevar a la necesidad de una evaluación no determinista, son:
 - La incertidumbre, o falta de certeza sobre lo que puede suceder en el futuro, de forma que esos sucesos pueden provocar cambios en el valor que toma un parámetro. La incertidumbre:

- Puede afectar a los indicadores, a los pesos del árbol y a la geometría de las funciones de valor.
 - Puede reducirse, pero no anularse, salvo cuando termina el ciclo de vida del producto.
- La variabilidad, en el sentido de que un parámetro, por las características inherentes al aspecto o fenómeno que representa o con el que está relacionado, no tome un valor constante, generando incertidumbre. La variabilidad:
 - Puede afectar a indicadores de todo tipo.
 - No suele poder reducirse, por tratarse de algo inherente a la existencia de ese algo que tiene variabilidad.
- La vaguedad, como imprecisión, indeterminación, o indefinición de una opinión o valoración, que genera incertidumbre. La vaguedad:
 - Sólo suele afectar a los indicadores cualitativos.
 - Puede llegar a anularse cuando se trata de parámetros cuantitativos, o a reducirse mucho cuando se trata de parámetros cualitativos.
- La ambigüedad, como definición no clara de una opinión o valoración, que puede entenderse de varios modos, o admitir distintas interpretaciones y dar, por consiguiente, motivo a dudas, confusión, o incertidumbre. La ambigüedad:
 - Sólo suele afectar a los indicadores cualitativos.
 - Al igual que la vaguedad, puede llegar a anularse cuando se trata de parámetros cuantitativos, o a reducirse mucho cuando se trata de parámetros cualitativos.
- La subjetividad, como origen de opiniones diferentes ante un mismo hecho, situación o condición, que genera incertidumbre. La subjetividad:
 - Puede afectar a los indicadores, a los pesos del árbol y a la geometría de las funciones de valor, salvo en el caso de indicadores cuantitativos estimados de forma objetiva.
 - Puede reducirse en casi todos los casos, pero sólo puede anularse cuando se trata de parámetros cuantitativos estimados de forma objetiva.
- La falta de completitud de la información disponible para tomar decisiones, que genera incertidumbre. Este problema:
 - Puede afectar a los indicadores, a los pesos del árbol y a la geometría de las funciones de valor.
 - Puede reducirse, aunque sólo sea por el paso del tiempo, pero no puede anularse, salvo cuando ya no hay decisiones que tomar, porque el ciclo de vida del producto ha terminado.
- Las discrepancias de opinión, o disenso del parecer de otras personas, que puede originarse por algunos de los anteriores problemas. Este problema:
 - Puede afectar a los indicadores, a los pesos del árbol y a la geometría de las funciones de valor, salvo en el caso de indicadores cuantitativos estimados de forma objetiva.

- Puede reducirse, pero no siempre es posible anularlo, normalmente por existir incertidumbre, subjetividad, o por la habitual falta de completitud de la información.
 - La complejidad, como multiplicidad de elementos o componentes, e interrelaciones entre ellos, que genera incertidumbre y, debido a dichas interrelaciones, lleva a la necesidad de considerar correlaciones entre algunos de los parámetros. La complejidad:
 - Puede afectar a indicadores de todo tipo, especialmente en cuanto a la existencia de posibles correlaciones entre ellos.
 - No puede reducirse, pero puede estudiarse, y ese estudio permitirá determinar el grado de correlación existente entre las distintas variables de un modelo.
- Existen diversas técnicas de ayuda, resumidas en el Capítulo 3, para identificar estos problemas, y para reducirlos, cuando ello resulta posible.
- Una vez que se han usado técnicas de reducción, puede haber cierta incertidumbre, vaguedad, ambigüedad o subjetividad remanentes y suficientemente importantes, además de la variabilidad, que no puede reducirse. Como resultado de lo anterior, puede haber discrepancias. En este caso debe recurrirse a una evaluación no determinista.

7.1.3. Con respecto al método MIVES probabilista generalizado (Capítulos 3 y 4).

- Este método, basado en la simulación estocástica, resuelve los principales problemas del método determinista, arriba mencionados, de una forma relativamente sencilla.
- Su utilidad va más allá de la del método determinista, permitiendo:
 - Saber, en cada momento, qué probabilidad hay de alcanzar el objetivo de sostenibilidad previamente establecido y, en función de ello tomar decisiones para asegurarse su cumplimiento o superación.
 - Saber si el objetivo de sostenibilidad planteado es realista, alcanzable, con una probabilidad alta (por ejemplo, en torno al 80/95%) y, si no lo es, establecer uno que lo sea.
 - Establecer márgenes o reservas para contingencias. Es decir, solicitar a proyectistas y contratistas el cumplimiento de un nivel de sostenibilidad con una probabilidad más baja (por ejemplo, el valor medio, modal o mediano, entre otras posibilidades), de forma que el margen para contingencias sea la diferencia entre objetivo a cumplir (el del 80 al 95%), y el que se solicita.
- Conceptualmente, este método puede ser comprendido por proyectistas y partes interesadas con unos mínimos conocimientos de estadística.
- MIVES probabilista puede aplicarse de una manera relativamente sencilla, mediante el uso de complementos a hojas de cálculo electrónicas para realizar simulaciones tipo Monte Carlo, o mediante software específico.

7.1.4. Con respecto al método MIVES difuso generalizado (Capítulos 3 y 5).

- Este método, que tiene unos procesos similares al anterior, está basado en la aritmética difusa, y resuelve los principales problemas del método determinista, a pesar de las particularidades de dicho tipo de aritmética ($Nd - Nd \neq 0$, y $Nd \div Nd \neq 1$, etc.).
- El proceso general de este método es muy parecido al del método MIVES probabilista, sustituyendo la simulación estocástica por operaciones de aritmética difusa.
- De las diversas técnicas de cálculo aritmético difuso:
 - La técnica DSW, basada en la aritmética de intervalos, parece la más adecuada para un primer enfoque computacional que no sea complejo, como el que se ha propuesto aquí.
 - Como alternativa al anterior, se ha propuesto el uso del método Vertex, si bien no se ha empleado aquí por su mayor complejidad. Siendo verdad que permite una mayor precisión, esto no ha sido razón suficiente para cambiar de opción.
- Se considera que MIVES difuso:
 - Puede ser una mejor solución que MIVES probabilista cuando existen limitaciones de plazo y presupuesto para crear y usar el modelo de sostenibilidad o el software de cálculo; y tanto más cuando la incertidumbre o la subjetividad no afecten a los pesos de los indicadores ni a las funciones de valor, siempre y cuando las particularidades de la aritmética difusa ($Nd - Nd \neq 0$, y $Nd \div Nd \neq 1$, etc.) no sean un problema para el equipo de proyecto.
 - En otros casos, como es el caso de esta Tesis, se recomienda usar el método MIVES probabilista.

7.1.5. Con respecto a la evaluación de la sostenibilidad de instalaciones de calefacción (Capítulo 6).

- No hay fuentes de información que permitan construir modelos completos de evaluación de la sostenibilidad basados en indicadores ambientales de categoría de impacto (*midpoint indicators*).
- Se ha elaborado un modelo de evaluación de la sostenibilidad de instalaciones de calefacción, basado en indicadores ambientales de inventario (*startpoint indicators*), y en los indicadores sociales y económicos más importantes. Este modelo:
 - Se puede usar de forma determinista, probabilista o difusa.
 - Se ha aplicado, de las tres formas, a cuatro alternativas frecuentes de sistema de calefacción, para un edificio concreto ubicado en Ferrol (A Coruña, España).
- Los resultados del análisis determinista llevan al siguiente orden de prelación, de mayor a menor Índice de Sostenibilidad de conjunto: Alternativa 3 (multisplits) > Alternativa 4 (suelo radiante centralizado) > Alternativa 1 (centralizada con radiadores) > Alternativa 2 (individual con radiadores).
- Posteriormente, el mismo modelo se ha usado como base para aplicar MIVES probabilista, y MIVES difuso, considerando algunos indicadores como no deterministas. Ambos métodos se han aplicado al mismo caso de estudio.
 - Los resultados de ambos tratamientos no deterministas son coherentes con lo que se había indicado en el análisis comparativo de ambos métodos que se hizo en el Capítulo 5.

- Además, el orden de prelación a la hora de escoger una de las cuatro alternativas sigue siendo el mismo (multisplits > suelo radiante centralizado > centralizada con radiadores > individual con radiadores).
- Debe tenerse en cuenta que:
 - En el caso de estudio el nivel de incertidumbre del Índice de Sostenibilidad (IS) es bajo, porque se han comparado entre sí cuatro alternativas de uso muy frecuente, y porque las comparaciones se han hecho tras proyectar y calcular en detalle los cuatro sistemas.
 - Esto reduce mucho la incertidumbre a la hora de estimar costes o emisiones en el ciclo de vida, entre otras variables.
 - Por ello, probablemente, en casos como este, en la realidad, puede bastar con un análisis determinista.
 - Sin embargo, esto no deber ser así cuando se comparen otras alternativas, como puedan ser, por ejemplo, las basadas en la geotermia, que pueden tener un nivel de incertidumbre mucho mayor para algunos de sus parámetros, como es el caso de los económicos. La incertidumbre crece con los sistemas nuevos o innovadores.
 - Además, si en vez de compararse sistemas completamente calculados, se comparasen sistemas predimensionados, para hacer comparaciones en fases preliminares del proyecto, cosa de gran interés, la incertidumbre sería mayor, porque toda incertidumbre disminuye conforme aumenta la información disponible.
 - Precisamente por ello, para realizar un ranking general de todos los posibles sistemas de calefacción, se considera que será de utilidad un análisis no determinista.
- Entrando en más detalle con respecto al uso de MIVES probabilista y MIVES difuso, hay que decir que:
 - No hay diferencias realmente importantes entre los valores mínimos resultantes de ambos métodos, y lo mismo ocurre con los máximos; entre la moda y el alfa-corte para $\alpha=1$; entre el IS al 95% de nivel de confianza y la variable difusa $X_{A95\%}$; y, finalmente, entre la probabilidad de que el IS sea mayor o igual a 0,7, y la “posibilidad” (difusa) de que eso suceda.
 - La desviación típica y el rango (máximo – mínimo) están directamente relacionados con la incertidumbre del problema a resolver, de forma que, a mayores valores de ambos, mayor incertidumbre existe en el problema bajo estudio.
 - Pues bien, a pesar de que no hay grandes diferencias, respectivamente, entre los mínimos probabilista y difuso, y los máximos correspondientes, los rangos resultantes del cálculo son menores con el método probabilista que con el difuso.
 - Ambos tipos de rango están en el mismo orden de magnitud, pero algunas diferencias no son pequeñas.
 - Lo mismo sucede si se comparan las desviaciones típicas y los valores de σ_{Nd} .
 - También se puede observar cierta diferencia entre la probabilidad de que el IS sea mayor o igual a 0,7, y la “posibilidad” (difusa) de que eso suceda.

- Todo ello se debe a que, en realidad, la incertidumbre que afecta al IS es bastante reducida para las cuatro alternativas comparadas, por las razones ya explicadas.
- En casos en que la incertidumbre sea mayor, estas diferencias entre los rangos probabilista y difuso serán, normalmente, menores.
- De todas formas, en general, los valores del rango difuso y de σ_{Nd} seguirán siendo siempre mayores, respectivamente, que los rangos probabilistas y las desviaciones típicas, porque se observa una tendencia general a que, para un mismo problema, el número difuso se extienda un poco más en el eje de abscisas que la correspondiente función de distribución.
- En la última parte de este capítulo se ha aplicado el método MIVES probabilista, respectivamente, considerando probabilistas los indicadores y los pesos de los requerimientos, y considerando probabilistas todas las variables del modelo. Las conclusiones son las siguientes:
 - Se cumple el principio básico de que, cuando aumenta el número de variables no deterministas, aumenta la incertidumbre y, por tanto, el rango y la desviación típica.
 - Teniendo en cuenta que la desviación típica mide la dispersión (y, por tanto, la incertidumbre) mejor que el rango, porque aquella analiza toda la función de distribución, y este solamente los valores extremos, usando valores redondeados de incremento de la desviación típica, resulta que la incertidumbre aumenta entre un 50% y un 100% cuando se añaden los pesos de los requerimientos, y entre un 15% y un 50% cuando, a todo lo anterior, se añaden las funciones de valor.
 - De todas formas, los resultados obtenidos con estas dos últimas simulaciones conducen al mismo orden de prioridad que antes (multisplits > suelo radiante centralizado > centralizada con radiadores > individual con radiadores), pero las alternativas 4 y 1 (suelo radiante centralizado y centralizada con radiadores) quedan prácticamente igualadas.
- Tanto en el análisis determinista como en los no deterministas, resultan coherentes los resultados obtenidos al aplicar los métodos propuestos en esta Tesis.

7.2. APORTACIONES.

Hasta donde se ha podido saber, en función de las múltiples búsquedas bibliográficas realizadas, las principales aportaciones originales de esta Tesis al campo que en ella se trata son las siguientes:

- En el Capítulo 2, el nuevo conocimiento que se ha generado sobre el método MIVES, tras un prolongado uso del método (véase el último punto del epígrafe 7.1.1, y el propio Capítulo 2).
- En el Capítulo 3, las reflexiones sobre los problemas que pueden llevar a la necesidad de una evaluación no determinista.
- En el Capítulo 4, el método generalizado MIVES probabilista.
- En el Capítulo 5:
 - En general, el método generalizado MIVES difuso.

- En particular, la propuesta de desborrosificación de dicho método, que permite generar diversos parámetros no difusos de utilidad en la toma de decisiones, que tienen similitudes con los correspondientes parámetros estadísticos resultantes de una simulación estocástica.
- En el Capítulo 6:
 - El modelo de evaluación de la sostenibilidad de sistemas de calefacción.
 - La aplicación de:
 - MIVES probabilista para tener en cuenta la incertidumbre en los indicadores.
 - MIVES difuso, para el mismo propósito.
 - MIVES probabilista para tener en cuenta la incertidumbre en los indicadores, y posibles problemas de subjetividad y discrepancias a la hora de establecer los pesos.
 - MIVES probabilista para recoger cualquier tipo de problema (incertidumbre, subjetividad, etc.) en cualquiera de las variables del modelo (indicadores, pesos, funciones de valor).
 - La comparación de los resultados de todo lo anterior.

7.3. FUTUROS DESARROLLOS

En el futuro, los esfuerzos de investigación, desarrollo e innovación relacionados con el tema que aquí se presenta podrían seguir diferentes direcciones. Las principales propuestas son:

7.3.1. Con respecto al método MIVES y a sus variantes no deterministas.

- Continuar con la **aplicación de estos métodos en casos reales** es una tarea muy importante.
- Sería muy útil **establecer conjuntos estándar de indicadores** ambientales, sociales y económicos para los diferentes tipos de sistemas de ingeniería, **junto con sus funciones de valor** más adecuadas, **y bases de datos** que faciliten su aplicación.
- También sería de gran ayuda **aclarar**, todo lo más que se pueda, y en la medida de lo posible, **la importancia relativa de los distintos indicadores que se emplean en la ingeniería**, para facilitar el establecimiento de pesos.
- En lo relativo al **método AHP** para establecer los pesos del árbol, sería de gran utilidad desarrollar **procesos automáticos para ajustar los pesos de los indicadores**. Actualmente, este proceso de ajuste debe realizarse manualmente, después de que se haya calculado la relación de consistencia.
- En cuanto a los dos **métodos no deterministas** aquí presentados, la construcción de **herramientas informáticas amigables** para su aplicación es otro posible desarrollo. Esto puede resultar en el fomento del uso de ambos métodos y, en consecuencia, en la realización de nuevas comparaciones entre ellos.
- En cuanto al método **MIVES difuso**.
 - Se debe trabajar para **resolver todos los problemas y las dudas planteados** en el Capítulo 5. En particular:

- Sería bueno **resolver los problemas que plantea la aritmética difusa a la hora de ser aplicada a este caso** ($Nd - Nd \neq 0$, y $Nd \div Nd \neq 1$, etc.), concibiendo y desarrollando algoritmos sencillos y fáciles de usar.
- En nuestra opinión, no merece la pena emplear el AHP difuso en nuestro caso, si bien hay que **continuar la investigación** en curso, realizada por otros autores, **acerca de la idoneidad del uso del método AHP difuso (fuzzy-AHP)**, así como de los beneficios reales de su empleo. Esto implica:
 - La búsqueda de **pruebas teóricas**.
 - Efectuar **aplicaciones prácticas** de AHP difuso, comparándolo con el uso del AHP convencional.
 - Las futuras aplicaciones deben tener en cuenta que AHP es sensible al nivel de borrosificación, y que esto puede llevar a los decisores a escoger opciones diferentes.
- Un posible desarrollo futuro pasa por **experimentar**:
 - **Con el método Vertex**, que se ha incluido aquí como una opción alternativa a la técnica DSW en el método MIVES difuso.
 - **Con la aritmética difusa con restricciones impuestas (fuzzy arithmetic with requisite constraints)**, aludida en el Capítulo 5.
- Un aspecto que estaba fuera del alcance establecido para esta Tesis, y que podría ser interesante, es el **desarrollo de un método MIVES híbrido, probabilista y difuso**, siguiendo las ideas que al respecto se han propuesto en el Capítulo 5, comprobando si este tipo de método es ventajoso sobre los propuestos en esta Tesis.

7.3.2. Con respecto a la evaluación de la sostenibilidad de sistemas energéticos.

- Hay que **generar** los oportunos cambios en el modelo de esta Tesis, para crear y aplicar **un modelo de evaluación de sistemas de climatización** a partir del modelo de calefacción aquí propuesto.
- **Usando ambos modelos**, sería muy interesante analizar la factibilidad de crear una **clasificación de sistemas de calefacción y climatización**, ordenada de mayor a menor sostenibilidad, con listados parciales para lo ambiental, social y económico.
 - **Si se demostrase que lo anterior no es posible**, también sería de gran interés hacer este tipo de **ranking para un conjunto de edificios concretos**, que sean representativos de diferentes tipos de edificio (residencial unifamiliar, bloques de viviendas, oficinas, etc.).
- Teniendo en cuenta la importancia del problema energético general del planeta, **debe investigarse intensamente acerca de cualquier sistema de ingeniería que sirva para producir energía, o que consuma mucha energía, o que sirva para ahorrar energía**.
 - De especial importancia son los relacionados con los **cerramientos de las edificaciones** (aislamiento térmico y acústico, entre otras cuestiones de sostenibilidad).
 - También los **necesarios para producir electricidad**, a lo cual ya ha dedicado este grupo de investigación un esfuerzo importante.
 - Finalmente, los **sistemas de transporte** son de gran importancia (vehículos automotores, trenes, aviones, barcos y artefactos navales).

7.3.3. Con respecto a otros asuntos relacionados con esta Tesis.

- Se considera muy importante trabajar en las cuestiones relacionadas con la **gestión del objetivo de sostenibilidad en la dirección de proyectos**.
 - Las principales normas y códigos de gestión de proyectos (PMBOK, IPMA ICB, entre otros) apenas se ocupan de la sostenibilidad.
 - Ya hay cierta cantidad de publicaciones y proyectos de investigación en curso sobre este tema, pero el enfoque es siempre el de la transversalidad. Es decir, el de modificar los ya habituales procesos de gestión del alcance, plazo, coste, calidad, contratación, etc., para que en ellos se tenga en cuenta la sostenibilidad.
 - Por el contrario, es preciso un nuevo enfoque, y concebir **procedimientos específicos para establecer y gestionar el objetivo de sostenibilidad del proyecto** en los cuales, por supuesto, habrá transversalidad con el resto de procesos de la dirección del proyecto.
 - Estos métodos deberían tener siempre en cuenta los marcos de la dirección de un proyecto: la dirección del programa, la gestión de la cartera de proyectos, y la dirección corporativa de la empresa.
- Por otra parte, hasta ahora, el enfoque esencial de la industria ha sido la evaluación de la sostenibilidad, con diferentes enfoques. Un método adecuado para gestionar el objetivo de sostenibilidad de los proyectos debería ir más allá, en un enfoque más ambicioso y desafiante. Debe buscar la **optimización, maximizando la contribución al desarrollo sostenible** del servicio público, la infraestructura o el sistema de construcción que se está diseñando.
 - Hasta ahora ha habido muy poco trabajo relacionado con la optimización de la sostenibilidad en proyectos, parte del cual ha sido realizado por este grupo de investigación, proponiendo una metodología para ello, y usando diferentes técnicas de optimización para maximizar la sostenibilidad de sencillos sistemas ingenieriles.
 - Se debe seguir trabajando en este campo, en sistemas cada vez más completos y complejos.
 - Por tanto, un posible desarrollo futuro, continuación de esta Tesis Doctoral, pasa por la **optimización de un sencillo sistema de calefacción, o de uno de sus subsistemas**.
 - Existen ciertos estudios en los que se aborda la optimización de sistemas de calefacción o climatización, como los llevados a cabo por Sun et al. (2010), Bichiou y Krarti (2011), Pantelic et al. (2012), Jo et al. (2013), He et al. (2014), Seo et al. (2014) o Wang et al. (2018), entre otros. Sin embargo, en ninguno de ellos se busca optimizar la sostenibilidad del sistema.
 - Para buscarla, primero hay que combinar el modelo de cálculo del sistema con el modelo de evaluación aquí propuesto. Es decir, construir un modelo automatizado de dimensionamiento y evaluación de la sostenibilidad.
 - Tras ello habría que aplicar alguna técnica de optimización que permitiese obtener el valor de las variables de diseño que maximizan el índice de sostenibilidad (solución óptima o sub-óptima).

- Dada la complejidad de muchos de los sistemas de calefacción, no se descarta comenzar por la optimización de sub-sistemas de menor complejidad.
- Para ello, puede ser necesario introducir pequeñas modificaciones en el modelo de evaluación actual.

REFERENCIAS

1. Abbasianjahromi, H., & Rajaie, H. (2012). Developing a project portfolio selection model for contractor firms considering the risk factor. *Journal of Civil Engineering and Management*, 18(6), 879-889.
2. Abdallah MR. (2014). Optimizing the selection of sustainability measures for existing buildings. Tesis Doctoral. University of Illinois, Estados Unidos.
3. Açikkalp E, Hepbasli A, Yucer CT, Hikmet Karakoc T. (2018). Advanced life cycle integrated exergoeconomic analysis of building heating systems: An application and proposing new indices. *Journal of Cleaner Production*, 195, 851-860. DOI: 10.1016/j.jclepro.2018.05.239.
4. Adalberth. (1997). Energy use during the Life Cycle of Buildings: a Method. *Building and Environment*, 32:4, 317-320.
5. Afgan, N.H. (2010). Sustainability paradigm: intelligent energy system. *Sustainability*, 2(12): 3812-3830.
6. Afgan, N.H., He, X., Carvalho, M.G., Azavedo, J.L.T. (1997). Prototype of knowledge-based system for boiler fouling assessment at power plant sines. In: *Proceedings of 4th International Conference on Technologies and Combustion for a Clean Environment*, Lisbon [7e10 July 1997].
7. Aguado, A., del Caño, A., de la Cruz, M. P., Gómez, D., & Josa, A. (2012). Sustainability assessment of concrete structures within the Spanish structural concrete code. *Journal of Construction Engineering and Management*, 138(2), 268-276.
8. Ahn, B. S., & Han, C. H. (2005). Determining multiple attribute weights consistent with pairwise preference orders. In O. Gervasi et al. (Ed.), *Computational Science and its Applications - ICSSA 2005* (pp. 360-367). Berlin / Heidelberg, Germany: Springer.
9. Alarcón, B., Aguado, A., Manga, R., & Josa, A. (2011). A value function for assessing sustainability: application to industrial buildings. *Sustainability*, 3(1), 35-50.
10. Alefeld, G., & Herzberg, J. (1983). Introduction to interval computations. New York, NY: Academic Press.
11. Aliev, R.A., Fazlollahi, B., & Aliev, R.R. (2004). *Soft Computing and its Applications in Business and Economics*. Berlin, Germany. Springer.
12. Almeida Ribeiro, R. (1999). Fuzzy evaluation of the thermal quality of buildings. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 14(2), 155-162.
13. Almuhtady A, Alfaouri M. (2020). Synergy of intelligent design and operation for sustainable residential heating systems, case study: Jordanian residential sector. *Sustainable Cities and Society*, 55, 102034. DOI: 10.1016/j.scs.2020.102034.
14. Ananda, J., Herath, G. (2009). A critical review of multi-criteria decision making methods with special reference to forest management and planning. *Ecological Economics*, 68(10): 2535-2548.
15. Arroyo P, Tommelein ID, Ballard G, Rumsey P. (2016). Choosing by advantages: A case study for selecting an HVAC system for a net zero energy museum. *Energy & Buildings*, 111, 26-36. DOI: 10.1016/j.enbuild.2015.10.023.
16. ASCE. (2004). Sustainable engineering practice. An introduction. Reston, VA: American Society of Civil Engineers (ASCE).

17. Assiego de Larriva R, Calleja Rodríguez G, Cejudo López JM, Raugei M, Fullana i Palmer P. (2014). A decision-making LCA for energy refurbishment of buildings: Conditions of comfort. *Energy & Buildings*, 70, 333-342. DOI: 10.1016/j.enbuild.2013.11.049.
18. Association of Project Managers (1992). Project risk analysis and management. A guide., *The Association of Project Managers (APM)*, High Wycombe, Buckinghamshire, UK.
19. Astiaso García D, Di Matteo U, Cumo F. (2015). Selecting Eco-Friendly Thermal Systems for the “Vittoriale Degli Italiani” Historic Museum Building. *Sustainability*, 7, 12615-12633. DOI: 10.3390/su70912615.
20. Auffenberg F, Snow S, Stein S, Rogers A. (2017). A Comfort-Based Approach to Smart Heating and Air Conditioning. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 9:3, 28. DOI: doi.org/10.1145/3057730.
21. AVEBIOM (2020). Índice de precios del PELLET de MADERA para uso doméstico en España. Evolución 1T2012 - 2T 2020. *Asociación para la valorización energética de la Biomasa (AVEBIOM)*
22. Avgelis A, Papadopoulos AM. (2009). Application of multicriteria analysis in designing HVAC systems. *Energy & Buildings*, 41, 774-780. DOI: 10.1016/j.enbuild.2009.02.011.
23. Bachman G. (2016). Chapter 30. Science for Sustainability – A Societal and Political Perspective. En *Sustainability Science: An Introduction*. Editores: Heinrichs H, Martens P, Michelsen G, Wiek A. Springer, Dordrecht, Netherlands. ISBN 978-94-017-7241-9.
24. Bana e Costa, C.A., de Corte, J.M. Vansnick, J.C. (2011). MACBETH (Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique). *Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science*. Wiley, Hoboken, NY, EEUU.
25. Bana e Costa, C.A., De Corte, J.M., Vansnick, J.C. (2005). On the Mathematical Foundations of MACBETH. In: *J. Figueira, S. Greco and M. Ehrgott (Eds.), Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys*, pp. 409-442. Springer, New York, NY, USA.
26. Bana e Costa, C.A., Vansnick, J.C. (1994). MACBETH - An interactive path towards the construction of cardinal value functions. *International Transactions in Operational Research*, 1(4): 489-500.
27. Baniassadi A, Heusinger J, Sailor DJ. (2018). Building energy savings potential of a hybrid roofing system involving high albedo, moisture retaining foam materials. *Energy & Buildings*, 169, 283-294. DOI: 10.1016/j.enbuild.2018.04.004.
28. Banuelas, R., & Antony, J. (2004). Modified analytic hierarchy process to incorporate uncertainty and managerial aspects. *International Journal of Production Research*, 42(18), 3851–3872.
29. Bartlett, J., Chapman, C., Close, P., Davey., K., Desai, P., Groom, H., Hillson, D., Hopkinson, M., Gerdes, R., Major, E., Newland, K., Simister, S., Greenwood, M., Campbell, P. & Williams, T. (2004). *Project risk analysis and management guide*. Buckinghamshire, UK: APM Publishing.
30. Bartunek JM, Murningham JK (1984). The nominal group technique: expanding the basic procedure and underlying assumptions. *Group & Organization Management*, 9(3): 417-432.
31. Beemsterboer S, Kemp R. (2016). Chapter 6. Sustainability Assessment of Technologies. En *Sustainability Science: An Introduction*. Editores: Heinrichs H, Martens P, Michelsen G, Wiek A. Springer, Dordrecht, Netherlands. ISBN 978-94-017-7241-9.
32. Behzadian, M., Kazemzadeh, R., Albadvi, A., and Aghdasi, M. (2010). PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. *European Journal of Operational Research*, 200(1): 198-215.
33. Bendaña, R., del Caño, A., de la Cruz, M.P. (2008). Contractor selection: fuzzy control approach. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 35(5): 473-486.
34. Bichiou Y, Krarti M. (2011). Optimization of envelope and HVAC systems selection for residential buildings. *Energy & Buildings*, 43, 3373-3382. DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.08.031.

35. Blom I, Itard L, Meijer A. (2010). LCA-based environmental assessment of the use and maintenance of heating and ventilation systems in Dutch dwellings. *Building and Environment*, 45, 2362-2372. DOI: 10.1016/j.buildenv.2010.04.012.
36. Blom I, Itard L, Meijer A. (2011). Environmental impact of building-related and user-related energy consumption in dwellings. *Building and Environment*, 46, 1657-1669. DOI: 10.1016/j.buildenv.2011.02.002.
37. Bloomquist RG. (2003). The economics of geothermal heat pump systems for commercial and institutional buildings. Chapter 2.8. *International Summer School on Direct Application on Geothermal Energy*.
38. Boddy C (2012). The Nominal Group Technique: an aid to brainstorming ideas in research. *Qualitative Market Research*, 15(1): 6-18.
39. Bojórquez, L. A., Sánchez, S., & Flore, A. (2005). Building consensus in environmental impact assessment through multicriteria modeling and sensitivity analysis. *Environmental Management*, 36(3), 469–481.
40. Bolzern, Paolo & Fronza, Giorgio & Brusasca, Giuseppe. (1982). Temperature Effects on the Winter Daily Electric Load. *Journal of Applied Meteorology - J APPL METEOROL*. 21. 241-242. 10.1175/1520-0450(1982)021<0241:TEOTWD>2.0.CO;2.
41. Brans, J.P., Mareschal, B. (1992). PROMETHEE V: MCDM Problems with additional segmentation constraints. *Information Systems Journal*, 30(2): 85-96.
42. Brans, J.P., Mareschal, B. (1994). PROMCALC & GAIA: A new decision support system for multicriteria decision aid. *Decision Support Systems*, 12(4-5): 297-310.
43. Brughha, C. (2004). Structure of multi-criteria decision-making. *Journal of the Operational Research Society*, 55 (11), 1156-1168.
44. Buckley, J.J. (1985). Fuzzy Hierarchical Analysis. *Fuzzy sets and systems*, 17(3), 233-247.
45. Buffon, G. L. L. (1733). Solutions des problèmes qui regardent le jeu du franc carreau. *Histoire de l'Académie Royale des Sciences*, 1, 43-45.
46. Buffon, G. L. L. (1777). Essai d'arithmétique morale. Supplément a L'Histoire Naturelle, IV, 46-148, XXIII. In J. Piveteau (Ed.), *Corpus General de Philosophes Français: Oeuvres Philosophiques de Buffon: tome 41* (pp. 456-488). Paris, France: Presses Universitaires de France.
47. Caliskan H, Dincer I, Hepbasli A. (2011). Exergetic and sustainability performance comparison of novel and conventional air cooling systems for building applications. *Energy & Buildings*, 43, 1461-1472. DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.02.006.
48. Caliskan H, Lee DY, Hong H. (2019). Exergetic and sustainability performance comparison of novel and conventional air cooling systems for building applications. *Journal of Cleaner Production*, 211, 213-221. DOI: 10.1016/j.jclepro.2018.11.174.
49. Caputo, A.C.; Pelagagge, P.M.; Salini, P. (2016). Manufacturing cost model for heat exchangers optimization. *Appl. Therm. Eng.*, 94, 513–533.
50. Carr, V., & Tah, J. H. M. (2001). A fuzzy approach to construction project risk assessment and analysis: construction project risk management system. *Advances in Engineering Software*, 32(10-11), 847-857.
51. CARRIER (2017). Manual de Aire Acondicionado Carrier. MIRANDA, A.L. Jutglar, LL., Villarrubia, M. Ed. *Marcombo*
52. Cartelle Barros JJ, Lara Coira M, de la Cruz López MP, del Caño Gochi, A. (2015). Assessing the global sustainability of different electricity generation systems. *Energy*, 89, 473-489. DOI: 10.1016/j.energy.2015.05.110.
53. Cartelle Barros JJ, Lara Coira M, de la Cruz López MP, del Caño Gochi, A. (2018). Sustainability optimisation of shell and tube heat exchanger, using a new integrated methodology. *Journal of Cleaner Production*, 200, 552-567. DOI: 10.1016/j.jclepro.2018.07.266.

54. Cartelle Barros, J.J., Lara Coira, M., de la Cruz López, M.P., del Caño Gochi, A., Soares, I. (2020). Probabilistic multicriteria environmental assessment of power plants: A global approach. *Appl. Energy*. 260, 114344. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114344>
55. Cartelle Barros, J.J.; Lara Coira, M.; de la Cruz López, M.P.; del Caño Gochi, A. (2016). Probabilistic life-cycle cost analysis for renewable and non-renewable power plants. *Energy*, 112, 774-787.
56. Casanovas, M., Pujadas, P., Pardo-bosch, F., Blanco, A., Aguado, A. 2019. Sustainability assessment of trenches including the new eco-trench: A multi-criteria decision-making tool. *J. Clean. Prod.* 238, 117957. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.117957>
57. Casanovas, M.M., Armengou, J., Ramos, G. (2014). Occupational risk index for assessment of risk in construction work by activity. *ASCE Journal of Construction Engineering and Management*, 10(3): 1-9.
58. Castaldo VL, Pisello AL, Piselli C, Fabiani C, Cotana F, Santamouris M. (2018). How outdoor microclimate mitigation affects building thermal-energy performance: A new design-stage method for energy saving in residential near-zero energy settlements in Italy. *Renewable Energy*, 127, 920-935. DOI: 10.1016/j.renene.2018.04.090.
59. Chan, H. K., Wang, X., White, G. R. T., & Yip, N. (2013). An extended fuzzy-AHP approach for the evaluation of green product designs. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 60(2), 327-339.
60. Chang, D. Y. (1996). Application of the extent analysis method on fuzzy AHP. *European Journal of Operational Research*, 95,649-655.
61. Chang, P. T., & Hung, K. C. (2006). A-cut fuzzy arithmetic: simplifying rules and a fuzzy function optimization with a decision variable. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 14(4), 496-510.
62. Chapman, C. B. (1979). Large engineering project risk analysis. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 26, 78-86.
63. Chapman, C. B., & Ward, S. (2002). Managing project risk and uncertainty. Chichester, UK: *John Wiley and Sons*.
64. Chapman, C. B., & Ward, S. (2011). How to manage project opportunity and risk. Chichester, UK: *John Wiley and Sons*.
65. Chapman, R. J. (1998). The effectiveness of working group risk identification and assessment techniques. *International Journal of Project Management*, 16(6), 333-343.
66. Chapman, R. J. (2001). The controlling influences on effective risk identification and assessment for construction design management. *International Journal of Project Management*, 19(3), 147-160.
67. Che WW, Tso CY, Sun L, Ip DYK, Lee H, Chao CYH, Lau AKH. (2019). Energy consumption, indoor thermal comfort and air quality in a commercial office with retrofitted heat, ventilation and air conditioning (HVAC) system. *Energy & Buildings*, 201, 202-215. DOI: 10.1016/j.enbuild.2019.06.029.
68. Chen X, Wen Y, Li N. (2016). Energy Efficiency and Sustainability Evaluation of Space and Water Heating in Urban Residential Buildings of the Hot Summer and Cold Winter Zone in China. *Sustainability*, 8, 989. DOI: 10.3390/su8100989.
69. Chen, S.H., & Wang, C.C. (2009). Fuzzy distance using fuzzy absolute value. In *Proceedings of the 8th International Conference on Machine Learning and Cybernetics* (pp. 3049-3051). New York, NY, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
70. Chiasson A. (2006). Final report life-cycle cost study of a geothermal heat pump system bia office bldg., Winnebago, NE. *Geo-Heat Center Oregon Institute of Technology*, USA.
71. Chiavetta C, Tinti F, Bonoli A (2011). Comparative life cycle assessment of renewable energy systems for heating and cooling. *Procedia Engineering*, 21, 591-597. DOI: 10.1016/j.proeng.2011.11.2054.

72. Chitsaz N., Banihabib, M.E. (2015). Comparison of different multi criteria decision-making models in prioritizing flood management alternatives. *Water Resources Management*, 29(8): 2503–2525. DOI 10.1007/s11269-015-0954-6
73. Cho J, Shin S, Kim J, Hiki H (2014). Development of an energy evaluation methodology to make multiple predictions of the HVAC&R system energy demand for office buildings. *Energy & Buildings*, 80, 169-183. DOI: 10.1016/j.enbuild.2014.04.046.
74. Chou, J. S., Pham, A. D., & Wang H. (2013). Bidding strategy to support decision-making by integrating fuzzy AHP and regression-based simulation. *Automation in Construction*, 35, 517-527.
75. Clark RC, Pledger M, Needler HMJ (1990). Risk analysis in the evaluation of non-aerospace projects. *International Journal of Project Management*, 8(1): 17-24.
76. Clickgasoil (2020). Precio medio de gasóleo de calefacción en España (24/10/2020). De: <https://www.clickgasoil.com/c/precio-gasoil-calefaccion>
77. Climent Diranzo, F.J., Valor i Mico, E., Torró i Enguix, H. Caselles Miralles, V. (2003). Incidencia de la climatología en el consumo de gas y electricidad en España. *Información Comercial Española, ICE: Revista de economía*, ISSN 0019-977X, Nº 808, 2003 (Ejemplar dedicado a: Infraestructuras, transportes e industrias de red), págs. 55-70.
78. CNE (1999). Informe de sectores. Gas. Cap.2. : *Comisión Nacional de Energía (CNE)*
79. CNMC. (2020). Precio medio del término variable TUR 2. (c€/kWh) en el período 2009-2019. Estadísticas del gas natural. *Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (CNMC)*. De <https://www.cnmc.es/ambitos-de-actuacion/energia/mercado-gas>
80. Contreras, E. (2009). Evaluación de inversiones bajo incertidumbre: teoría y aplicaciones a proyectos en Chile. New York, NY: *United Nations Publications*.
81. Cooper, D. F., & Chapman, C. B. (1987). Risk analysis for large projects: models, methods, and cases. Chichester, UK: *John Wiley and Sons*.
82. Cox, E. (1994). *The Fuzzy Systems Handbook - A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems*. Cambridge, MA, USA: *Academic Press Inc*.
83. CPSC (2005). Statistic on accidents and injuries that hospital emergency rooms report. *Consumer Product Safety Commission (CPSC)*. From https://www.cpsc.gov/s3fs-public/pdfs/hazard_heat.pdf
84. Cuadrado, J., Roji, E., San Jose, J. T., & Reyes, J. P. (2012). Sustainability index for industrial buildings. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Structures and Buildings*, 165(5), 245-253.
85. Cuadrado, J., Zubizarreta, M., Pelaz, B., Marcos, I. (2015). Methodology to assess the environmental sustainability of timber structures. *Construction and Building Materials*, 86: 149–158.
86. Dalkey N, Helmer O (1963). An experimental application of the Delphi method to the use of experts. *Management Science*, 9(3): 351-515.
87. Daumas, M., Melquiond, G., & Muñoz, C. (2005). Guaranteed Proofs Using Interval Arithmetic. In *Proceedings of the 17th IEEE Symposium on Computer Arithmetic (ARITH-17)* (pp. 188-195). New York, NY, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). DOI: 10.1109/ARITH.2005.25.
88. Dawood, H. (2011). *Theories of Interval Arithmetic: Mathematical Foundations and Applications*. Saarbrücken, Germany: *LAP LAMBERT Academic Publishing*.
89. de Bono E (1994). El pensamiento creativo: el poder del pensamiento lateral. *Editorial Paidós*, Madrid, España.
90. de Bono E (2016). Lateral thinking. *Penguin*, United Kingdom.
91. de la Cruz MP, Castro A, del Caño A, Gómez D, Lara M, Cartelle JJ (2015a). Chapter 4. Comprehensive methods for dealing with uncertainty in assessing sustainability. Part I: the MIVES – Monte Carlo method. In: *Soft Computing Applications for Renewable Energy and Efficiency Energy*, pp. 69-106. Eds.: MS García-Cascales, JM Sánchez-Lozano, AD Masegosa, C. Cruz-Corona. IGI Global, USA.

92. de la Cruz MP, Castro A, del Caño A, Gómez D, Lara M, Gradaille G. (2015b). Chapter 5. Comprehensive methods for dealing with uncertainty in assessing sustainability. Part II: the Fuzzy-MIVES method. In: *Soft Computing Applications for Renewable Energy and Efficiency Energy*, pp. 107-140. Eds.: MS García-Cascales, JM Sánchez-Lozano, AD Masegosa, C. Cruz-Corona. IGI Global, USA.
93. de la Fuente, A., Armengou, J., Pons, O., Aguado, A. (2016a). Multi-criteria decision-making model for assessing the sustainability index of wind-turbine support systems: application to a new precast concrete alternative. *Journal of Civil Engineering and Management*, 23(2): 194-203.
94. de la Fuente, A., Armengou, J., Pons, O., Aguado, A., 2017. Multi-criteria decision making model for assessing the sustainability index of wind-turbine support systems: application to a new precast concrete alternative. *J. Civ. Eng. Manag.* 23, 194-203. <https://doi.org/10.3846/13923730.2015.1023347>
95. de la Fuente, A., Blanco, A., Armengou, J., Aguado, A. (2017). Sustainability based-approach to determine the concrete type and reinforcement configuration of TBM tunnels linings. Case study: Extension line to Barcelona Airport T1. *Tunnelling and Underground Space Technology* 61: 179–188.
96. de la Fuente, A., Pons, O., Josa, A., Aguado, A. (2016b). Multi-criteria decision making in the sustainability assessment of sewerage pipe systems. *Journal of Cleaner Production*, 112(5): 4762-4770.
97. del Caño, A. (1992). Continuous project feasibility and continuous project risk assessment. *International Journal of Project Management*, 10(3), 165-170.
98. del Caño, A., & de la Cruz, M. P. (2002). Integrated methodology for project risk management. *Journal of Construction Engineering and Management*, 128(6), 473-485.
99. del Caño, A., & de la Cruz, M. P. (2008). Bases e indicadores para el establecimiento de un modelo de evaluación de la sostenibilidad en estructuras de hormigón. *Cemento y hormigón*, 913, 6-14.
100. del Caño, A., de la Cruz, M.P., Cartelle, J.J. and Lara, M. (2015). Conceptual framework for an integrated method to optimize sustainability of engineering systems. *Journal of Energy and Power Engineering*, 9(7), July 2015 (Serial Number 92), pp. 608-615
101. del Caño, A., de la Cruz, M.P., Gómez, D., Pérez, M. (2016). Fuzzy method for analysing uncertainty in the sustainable design of concrete structures. *Journal of Civil Engineering and Management*, 22(7): 924-935.
102. del Caño, A., Gómez, D., & de la Cruz, M. P. (2012). Uncertainty analysis in the sustainable design of concrete structures: a probabilistic method. *Construction and Building Materials*, 37, 865-873.
103. Ding YQ, Zou SH, Yu CW. (2016). A new comprehensive evaluating method for assessing the sustainability credentials of the central air-conditioning system. *Indoor and Built Environment*, 25, 976-986. DOI: 10.1177/1420326X15626237.
104. Dong, W., & Shah, H. (1987). Vertex method for computing functions of fuzzy variables. *Fuzzy Sets and Systems*, 24, 65-78.
105. Dong, W., Shah, H., & Wong, F. (1985). Fuzzy computations in risk and decision analysis. *Civil Engineering and Environmental Systems*, 2, 201–208.
106. Dubois, D. & Prade, H. (1980). *Fuzzy Sets and Systems - Theory and Applications*. New York, NY, USA: Academic Press Inc.
107. Dubois, D., & Prade, H. (1979). Fuzzy real algebra: some results. *Fuzzy sets and systems*, 2, 327-348.
108. Dubois, D., & Prade, H. (1988). Possibility Theory. New York, NY, USA: Plenum Press.
109. Dubois, D., & Prade, H. (2000). Fundamentals of Fuzzy Sets. Boston, USA: Kluwer Academic Publishers.
110. Dugosh KL, Paulus PB, Roland EJ, Yang HC (2000). Cognitive stimulation in brainstorming. *Journal of Personality and Social Psychology*, 79(5): 722–735.

111. e.sios (2020) Evolución diaria del precio de la energía eléctrica PVPC. *e.sios: Sistema de información del operador del sistema*. De <https://www.esios.ree.es/es/pvpc>
112. Eckhardt, R. (1987). Stam Ulam, John Von Neumann, and the Monte Carlo method. *Los Alamos Science (Special Issue Monte Carlo)*, 15, 131-143.
113. EEA (2013) Environment and human health. European Environment Agency Report No 5/2013 *Publications Office of the European Union*
114. Elmahgraby, S. E. (2005). On the fallacy of averages in project risk management. *European Journal of Operational Research*, 165(2), 307-313.
115. Elsarrag E, Alhorr Y. (2016). A novel integrated building energy system for high performance façade. *Energy Procedia*, 91, 938-944. DOI: 10.1016/j.egypro.2016.06.260.
116. EMAS, (2009). Reglamento (CE) nº 1221/2009 del Parlamento Europeo y del Consejo de 25 de noviembre de 2009 relativo a la participación voluntaria de organizaciones en un sistema comunitario de gestión y auditoría medioambientales (EMAS), y por el que se derogan el Reglamento (CE) nº 761/2001 y las Decisiones 2001/681/CE y 2006/193/CE de la Comisión. «DOUE» núm. 342, de 22 de diciembre de 2009, páginas 1 a 45 (45 págs.)
117. Ertay, T., Kahraman, C., & Kaya, I. (2013). Evaluation of renewable energy alternatives using MACBETH and fuzzy AHP multicriteria methods: the case of Turkey. *Technological and Economic Development of Economy*, 19(1), 38-62.
118. FEGECA (2020). Mercado de la Calefacción 2019. *Asociación de Fabricantes de Generadores y Emisores de Calor*.
119. Figueira, J.R., Mousseau, V., Roy, B. (2016). ELECTRE Methods. In: *Multiple criteria decision analysis*, pp. 155-185. Eds. S. Greco, M. Ehrgott, J.R. Figueira. Springer, New York, NY, USA.
120. Fishman, G. (2003). Monte Carlo: Concepts, Algorithms, and Applications. Berlin / Heidelberg, Germany: *Springer*.
121. Forbes, C., Evans, M., Hastings, N., & Peacock, B. (2011). Statistical distributions. Hoboken, NJ: *John Wiley and Sons*.
122. Forman, E. H. (1990). Random Indices for incomplete pairwise comparison matrices. *European Journal of Operational Research*, 48(1), 153-155.
123. Fox WM (1989). The improved Nominal Group Technique (NGT). *Journal of Management Development*, 8(1): 20–27.
124. Fox, B. L. (1999). Strategies for Quasi-Monte Carlo. Norwell, Massachusetts, USA: *Kluwer*.
125. Furnham A (2000). The brainstorming myth. *Business Strategy Review*, 11(4): 21-28.
126. García, O. (1994). Metodología de la investigación científica. Cómo hacer una tesis en la era de la informática. *Ediciones CEES*, Madrid, España.
127. Ghahramani A, Jazizadeh F, Becerik-Gerber B. (2014). A knowledge based approach for selecting energy-aware and comfort-driven HVAC temperature set points. *Energy & Buildings*, 85, 536-548. DOI: 10.1016/j.enbuild.2014.09.055.
128. Gil-Aluja, J. (2010). Fuzzy Sets in the Management of Uncertainty. Berlín / Heidelberg, Germany: *Springer*.
129. Glasserman, P. (2003). *Monte Carlo Methods in Financial Engineering*. Berlin / Heidelberg, Germany: *Springer*.
130. Gómez Jiménez, D. (2007). Aplicaciones de la diferenciación automática en ingeniería mecánica: simulación. Proyecto Fin de Carrera nº 07402182. *Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales, Universidad Politécnica de Madrid (Spain)* (In Spanish).
131. Gómez, D. (2012). Proyecto sostenible de estructuras de hormigón. Evaluación de la sostenibilidad teniendo en cuenta la incertidumbre. Tesis Doctoral. *Departamento de Ingeniería Industrial II. Escuela Politécnica Superior. Universidade da Coruña*. Directores: A. del Caño y M.P. de la Cruz.
132. Gómez, D., del Caño, A., de la Cruz, M. P., & Josa, A. (2012a). Metodología genérica para la evaluación de la sostenibilidad de sistemas constructivos. El método MIVES. En: *Sostenibilidad y construcción*. Editor: A. Aguado. *Asociación Científico-Técnica del Hormigón (ACHE)*. Cap. 18, pp. 385-411.

133. Gómez, D., del Caño, A., de la Cruz, M. P., & Josa, A. (2012b). Evaluación de la sostenibilidad en estructuras de hormigón y metálicas. La EHE y la EAE. Análisis preliminar. In A. Aguado (Ed.), *Sostenibilidad y Construcción* (pp. 413-439). Barcelona, Spain: *ACHE (Asociación Científico-Técnica del Hormigón)*.
134. Graedel, T. E. (1998). *Streamlined Life-Cycle Assessment*. New York, NY: *Prentice Hall*.
135. Greco, S. (2005). *Multiple criteria decision analysis: State of the art surveys*. Springer, Berlin, Germany.
136. Grey, S. (1995). *Practical risk assessment for project management*. Chichester, UK: *John Wiley and Sons*.
137. Gu L, Gu D, Lin B, Zhu Y. (2007). Life cycle assessment for cooling and heating sources of building. *The 6th International Conference on Indoor Air Quality, Ventilation & Energy Conservation in Buildings, Sendai, Japón*.
138. Gustafsson M, Dermentzis G, Myhren JA, Bales C, Ochs F, Holmberg S, Feist W. (2014). Energy performance comparison of three innovative HVAC systems for renovation through dynamic simulation. *Energy & Buildings*, 82, 512-519. DOI: 10.1016/j.enbuild.2014.07.059.
139. Hahn, E. D. (2003). Decision making with uncertain judgments: a stochastic formulation of the analytic hierarchy process. *Decision Sciences*, 34, 443-466.
140. Halton, J. H. (1970). A retrospective and prospective survey of the Monte Carlo method. *SIAM Review*, 12(1), 1-63.
141. Han, C.H. (2004). Tools for establishing dominance with linear partial information and attribute hierarchy. *International Journal of Systems Science*, 35 (2), 123-132.
142. Han, J., Guo, S., & Feng, C. (2010). The fuzzy measure and application of a kind of circular fuzzy number. In *International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering (CISE 2010)* (Article number 5677042). New York, NY, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
143. Hansen, E. R. (1992). *Global optimization using interval analysis*. Monographs and textbooks in pure and applied mathematics. New York, NY: *Marcel Dekker*.
144. He X, Zhang Z, Kusiak A. (2014). Performance optimization of HVAC systems with computational intelligence algorithms. *Energy & Buildings*, 81, 371-380. DOI: 10.1016/j.enbuild.2014.06.021.
145. Heikkila K. (2004). Environmental impact assessment using a weighting method for alternative air-conditioning systems. *Building and Environment*, 39, 1133-1140. DOI: 10.1016/j.buildenv.2004.02.009.
146. Heinrichs H, Wiek A, Martens P, Michelsen G. (2016). Chapter 1. Introduction. En *Sustainability Science: An Introduction*. Editores: Heinrichs H, Martens P, Michelsen G, Wiek A. *Springer*, Dordrecht, Netherlands. ISBN 978-94-017-7241-9.
147. Herranz, M., Eguiguren, J.L., Proy, R., Cuadrado, J. (2014). New tools to support decision making in urban planning. Model of sustainability assessment of municipal action plans. *Dyna*, 88(4): 462-472.
148. Hillson, D., & Simon, P. (2007). *Practical project risk management: the Atom methodology*. Vienna, VA: *Management Concepts*.
149. Hladík, M., Daney, D., & Tsigaridas, E.P. (2011). An algorithm for addressing the real interval eigenvalue problem. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 235, 2715–2730. doi:10.1016/j.cam.2010.11.022.
150. Hosseini, S.M.A., de la Fuente, A., Pons, O. (2016a). Multi-criteria decision-making method for sustainable site location of post-disaster temporary housing in urban areas. *Journal of Construction Engineering and Management* 2016.
151. Hosseini, S.M.A., de la Fuente, A., Pons, O. (2016b). Multi-criteria decision-making method for assessing the sustainability of post-disaster temporary housing units technologies: A case study in Bam, 2003. *Sustainable Cities and Society*, 20: 38-51.

152. Hsiao, S.W., & Chou, J. R. (2006). A Gestalt-like perceptual measure for home page design using a fuzzy entropy approach. *International Journal of Human-Computer Studies*, 64, 137-156.
153. Huang P, Huang G, Wang Y. (2015). HVAC system design under peak load prediction uncertainty using multiple-criterion decision making technique. *Energy & Buildings*, 91, 26-36. DOI: 10.1016/j.enbuild.2015.01.026.
154. Hwang, C.L., Lai, Y.J., Liu, T.Y. (1993). A new approach for multiple objective decision making. *Computers and Operational Research*, 20(8): 889–899. doi:10.1016/0305-0548(93)90109-v.
155. Hwang, C.L.; Yoon, K. (1981). Multiple attribute decision making: Methods and applications. *Springer-Verlag, New York, NY, USA*.
156. IDAE (2010a) . Diseño de centrales de calor eficientes. Madrid, Spain: *IDAE - Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía*.
157. IDAE (2010b) Guía Práctica de la Energía. Madrid, Spain: *IDAE - Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía*.
158. IDAE (2011). Proyecto Sech-Spahousec. Análisis del consumo energético del sector residencial en España. Informe Final. *IDAE*. Retrieved December 20, 2013, from http://www.idae.es/index.php/mod.documentos/mem.descarga?file=/documentos_Informe_SPAHOUSEC_ACC_f68291a3.pdf
159. IDAE (2012). Guía técnica de instalaciones de calefacción individual. *Ministerio de Industria Energía y Turismo. Secretaría General. Departamento de Planificación y Estudios*
160. IDAE (2014). Prestaciones medias estacionales de las bombas de calor para producción de calor en edificios. *Instituto para la diversificación y ahorro de la energía (IDAE)*
161. IDAE (2016). Parque de bombas de calor en España. García Montes, J.P. Míguez Gómez, C., Monedero Gómez, F. Rico Arroyo, I, *Instituto para la diversificación y ahorro de la energía (IDAE)*.
162. INE (2008). Encuesta de Hogares y Medio Ambiente. *Instituto Nacional de Estadística (INE)*. Madrid, España.
163. ISO. (2002). *ISO 14048:2002*. Environmental management. Life cycle assessment. Documentation format. Geneva, Switzerland: *International Organization for Standardization*.
164. ISO. (2006a). *ISO 14040:2006*. Environmental management. Life cycle assessment. Principles and framework. Geneva, Switzerland: *International Organization for Standardization*.
165. ISO. (2006b). *ISO 14044:2006*. Environmental management. Life cycle assessment. Requirements and guidelines. Geneva, Switzerland: *International Organization for Standardization*.
166. Jäckel, P. & Platen, E. (2010). Monte Carlo Simulation. In P. Jäckel & E. Platen (Ed.), *Encyclopedia of Quantitative Finance*. Chichester, UK: *John Wiley and Sons*.
167. Jaeckel, P. (2002). *Monte Carlo Methods in Finance*. Chichester, UK: *Wiley*.
168. Javani N, Abraham F, Dincer I, Rosen MA. (2013). Chapter 61. Comparative Environmental Impact Assessment of Residential HVAC Systems. En *Causes, Impacts and Solutions to Global Warming*. Editores: Dincer I, Colpan CO, Kadioglu F. Springer, New York, NY. ISBN 978-1-4614-7588-0.
169. Jiménez, V. (1963). El método de Monte Carlo y sus aplicaciones. *Estadística Española*, 19, 12-30.
170. Jo HC, Kim S, Joo SK. (2013). Smart Heating and Air Conditioning Scheduling Method Incorporating Customer Convenience for Home Energy Management System. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 59:2, 316-322.
171. Johansen, A. M., & Evers, L. (2007). Monte Carlo Methods. Lecture Notes. *Bristol, UK: Nick Whiteley*.

172. Josa A., & Alavedra P. (2006). El concepto de sostenibilidad. In R. Losada et al. (Ed.), La medida de la sostenibilidad en edificación industrial (pp. 59-70). *Bilbao, Spain: Published by the authors.*
173. Josa, I., Pons, O., de la Fuente, A., Aguado, A. 2020. Multi-criteria decision-making model to assess the sustainability of girders and trusses: Case study for roofs of sports halls. *J. Clean. Prod.* 249, 119312. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119312>
174. Jovanovic, M., Afgan, N., Bakic, V. (2010). An analytical method for the measurement of energy system sustainability in urban areas. *Energy*, 35: 3909-3920.
175. Juang, C. H. (1988). Development of a decision support system using fuzzy sets. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 3(2), 157-165.
176. Kabir, G., Sadiq, R., Tesfamariam, S. (2014). A review of multi-criteria decision-making methods for infrastructure management. *Structure and Infrastructure Engineering*, 10(9): 1176-210.
177. Kalos, M. H., & Whitlock, P.A. (2008). Monte Carlo Methods. *Weinheim, Germany: Wiley-VCH.*
178. Kangari, R. & Boyer, L. T. (1987). Knowledge-based systems and fuzzy sets in risk management, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering (Microcomputers in Civil Engineering)*, 2(4), 273-283.
179. Kangari, R. & Leland, S. R. (1989). Construction risk assessment by linguistics, *IEEE Transactions on Engineering Management*, 36(2), 126-131.
180. Kaufmann, A., & Gupta M. M. (1985). Introduction to Fuzzy Arithmetic: Theory and Applications. *New York, NY: Van Nostrand Reinhold.*
181. Kaufmann, M., & Gupta, M. (1991). Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science. *Amsterdam, Holland: North-Holland.*
182. Keeney, R.L., Raiffa, H. (1976). Decisions with multiple objectives: preferences and value-tradeoffs. *Wiley, New York, NY, USA.*
183. Kepaptsoglou, K., Karlaftis, M. G., & Gkountis, J. (2013). A fuzzy AHP model for assessing the condition of metro stations. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 17(5), 1109-1116.
184. Keramat, M., & Kielbasa, R. (1997). Latin Hypercube sampling Monte Carlo estimation of average quality index for integrated circuits. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 14(1-2), 131-142.
185. Klir, G. J. (1997). Fuzzy arithmetic with requisite constraints. *Fuzzy Sets and Systems*, 91(2), 165-175.
186. Kordi, M. (2008). Comparison of fuzzy and crisp analytic hierarchy process (AHP) methods for spatial multicriteria decision analysis in GIS. *Master's Thesis, University of Gävle, Sweden.*
187. Kordi, M., & Brandt, S. A. (2012). Effects of increasing fuzziness on analytic hierarchy process for spatial multicriteria decision analysis. *Computers Environment and Urban Systems*, 36(1), 43-53.
188. Kou, G., Lu, Y., Peng, Y. Shi, Y. (2012). Evaluation of classification algorithms using MCDM and rank correlation. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 11(1): 197-225. DOI: 10.1142/S0219622012500095.
189. Kouloumpis, V. D., Kouikoglou, V. S., & Phillis, Y. A. (2008). Sustainability assessment of nations and related decision making using fuzzy logic. *IEEE Systems Journal*, 2(2), 224-236.
190. Kroese, D. P., Taimre, T., & Botev, Z. I. (2011). Handbook of Monte Carlo Methods. *Hoboken, NJ, USA: Wiley.*
191. Krykova, I. (2003). Evaluating of path-dependent securities with low discrepancy methods. *Master's Thesis, Forrester Polytechnic Institute, USA.*
192. Kwong, C. K., & Bai, H. (2002). A fuzzy AHP approach to the determination of importance weights of customer requirements in quality function deployment. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 13(5), 367-377.
193. Laplace, P. S. (1812). Théorie analytique des probabilités. *Paris, France: Courcier.*

194. Law, A. M., & Kelton, W.D. (2000). Simulation modelling and analysis. *New York, NY: McGraw-Hill Higher Education*.
195. Leigh SB, Won JS. (2004). A Case Study for Design Decisions on Building Service System using LCC Analysis. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 3:1, 77-84. DOI: 10.3130/jaabe.3.77.
196. León O (1994). Análisis de decisiones. McGraw-Hill, Madrid, España.
197. Li, Y., Nie, X., & Cheng., S. (2007). Fuzzy approach to prequalifying construction contractors. *Journal of Construction Engineering and Management*, 133(1), 40-49.
198. Lichtenberg S, Archibald RD (1995). Handling project uncertainties and change using the successive principle. *PM Network*, 9(5): 10-14.
199. Lindstone H, Turoff M (Eds.) (1975). The Delphi Method. *Addison Wesley*.
200. Liu, J. S. (2008). Monte Carlo Strategies in Scientific Computing. *Berlin / Heidelberg, Germany: Springer*.
201. Loo R (2002). The Delphi method: a powerful tool for strategic management. *Policing: An International Journal*, 25(4): 762-769.
202. Lu, Y., Yan, D., & Liu, B. (2009). A fuzzy model for evaluating cultivation quality of talents of software engineering at the Campus Universities. *Journal of Service Science and Management*, 2009(2), 56-60.
203. Lukas, L. (2011). Weight generation and construction of preferences by Monte Carlo method in AHP with inconsistent interval comparison matrices. *Proceedings of the 29th International Conference on Mathematical Methods in Economics: parts I and II*, (pp. 449-454). Janska Dolina, Slovakia: Professional Publishing.
204. Lumbreras, J, Pérez J., Borge R. Valdés M. Rodríguez M^a E. Querol X. Critóbal A. (2009). La contribución del gas natural a la reducción de emisiones a la atmósfera en España. *Guías técnicas de energía y medio ambiente. Fundación Gas Natural*. Barcelona, España
205. Luo Z, Zhao J, Yao R, Shu Z. (2015). Emergy-based sustainability assessment of different energy options for green buildings. *Energy Conversion and Management*, 100, 97-102. DOI: 10.1016/j.enconman.2015.04.072.
206. Manassero, G., Semeraro, Q., & Tolio, T. (2004). A new method to cope with decision makers' uncertainty in the equipment selection process. *CIPR Annals – Manufacturing Technology*, 53(1), 389–392.
207. Martin P, Tate K (1998). Team-based risk assessment. Turning naysayers and saboteurs into supporters. *PM Network*, 12(2): 35-38.
208. Mastronardi, L.J.; Sfeir, A. Sánchez, S (2016). La temperatura y su influencia en la demanda de energía eléctrica: Un análisis regional para Argentina usando modelos econométricos. *Ministerio de energía, Argentina*
209. Matthews, H. S., Lave, L., & MacLean, H. (2002). Life cycle impact assessment: A challenge for risk analysts. *Risk Analysis*, 22 (5), 853-860.
210. Maytorena, E., Winch, G. M., Freeman, J., & Kiely, T. (2007). The influence of experience and information search styles on project risk identification performance. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 54(2), 315-326.
211. Meadows, D., Meadows, D., & Randers, J. (2004). Limits to Growth: The 30-Year Update. White River Junction, VT: *Chelsea Green Publishing*.
212. Mesones J (2015). Las constructoras recrudescen la lucha por las obras públicas, con bajas de más del 60%. *El Economista*, 12/04/2015. Consultado en diciembre de 2020 en <https://www.economista.es/empresas-finanzas/noticias/6624173/04/15/Las-constructoras-recrudescen-la-lucha-por-las-obras-publicas-con-bajas-de-mas-del-60-.html>
213. Metropolis, N. (1987). The beginning of the Monte Carlo method. *Los Alamos Science (Special Issue Monte Carlo)*, 15,125-130.
214. Metropolis, N., & Ulam, S. (1949). The Monte Carlo method. *Journal of the American Statistical Association*, 44(247), 335-341.

215. Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H. & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, 21(6), 1087-1092.
216. Michelsen G, Adomßent M, Martens P, von Hauff M. (2016). Chapter 2. Sustainable Development – Background and Context. En *Sustainability Science: An Introduction*. Editores: Heinrichs H, Martens P, Michelsen G, Wiek A. Springer, Dordrecht, Netherlands. ISBN 978-94-017-7241-9.
217. Ministerio de la Presidencia (2007). Real Decreto 1027/2007, de 20 de julio, por el que se aprueba el Reglamento de Instalaciones Térmicas en los Edificios. BOE nº 207, de 29 de agosto, pp. 35931-35984. *RITE (2007)*
218. Ministerio de la Presidencia (2008), Real Decreto 1247/2008, de 18 de julio, por el que se aprueba la instrucción de hormigón estructural (EHE-2008). *Boletín Oficial del Estado (BOE, Spain)* Nº 203, de 22 de agosto de 2008, pp. 35176-8. Anejo 13 de dicha Instrucción, sobre evaluación de la sostenibilidad, pp. 487-504.
219. Ministerio de la Presidencia (2011). “Real Decreto 751/2011, de 27 de mayo, por el que se aprueba la Instrucción de Acero Estructural (EAE)”. *Boletín Oficial del Estado (BOE)* Nº 149, de 23 de junio de 2011, pp. 67148-67846. Anejo 11 de dicha Instrucción, sobre evaluación de la sostenibilidad, pp. 67834-67846.
220. Ministerio de la Presidencia (2011). Real Decreto 187/2011, de 18 de febrero, relativo al establecimiento de requisitos de diseño ecológico aplicables a los productos relacionados con la energía. BOE nº 53, de 3 de marzo, pp. 24169- 24187.
221. Ministerio de la Presidencia (2013). Real Decreto 238/2013, de 5 de abril, por el que se modifican determinados artículos e instrucciones técnicas del Reglamento de Instalaciones Térmicas en los Edificios. BOE nº 89, de 13 de abril, pp. 27563 a 27593.
222. Missaoui R, Joumaa H, Ploix S, Bacha S. (2014). Managing energy Smart Homes according to energy prices: Analysis of a Building Energy Management System. *Energy & Buildings*, 71, 155-167. DOI: 10.1016/j.enbuild.2013.12.018.
223. Moody PE (1983). Decision making: proven methods for better decisions. *McGraw-Hill, USA*.
224. Moody PE (1991). Toma de decisiones gerenciales. *McGraw-Hill, Bogotá, Colombia*.
225. Moore, R. E. (1966). Interval analysis. *Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall*.
226. Moore, R. E. (1979) Methods and applications of interval analysis. *Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM)*.
227. Moore, R. E., Kearfott, R. B., & Cloud M.J. (2009). Introduction to Interval Analysis. *Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM)*.
228. Murray, L. (2007). Comparación entre cinco métodos de Monte Carlo para estimar la confiabilidad diámetro acotada de redes de comunicaciones. *Facultad de Ciencias exactas, Ingeniería y Agrimensura, Universidad Nacional de Rosario, Argentina*.
229. Nesmachnow, S. (2008). Métodos cuasi-Monte Carlo. Reporte Técnico RT 08-03, PeDeCiBa Informática, Instituto de Computación, *Facultad de Ingeniería, Universidad de la República, Montevideo, Uruguay*.
230. NFPA (2018). Statistic on deaths & injures resulting from fires in the home. *National Fire Proteccion Agency (NFPA)*. From <https://www.nfpa.org/-/media/Files/News-and-Research/Fire-statistics-and-reports/US-Fire-Problem/Fire-causes/osHeating.pdf>
231. Nguyen, V.U. (1985). Tender evaluation by fuzzy sets. *Journal of Construction Engineering and Management*, 111(3), 231-243.
232. Okoli C, Pawlowski SD (2004). The Delphi method as a research tool: an example, design considerations and applications. *Information & Management*, 42(1): 15-29.
233. OMIE (2020 a). *Precio final medio de la demanda nacional de energía eléctrica. Operador del Mercado Ibérico de Energía*. De <https://www.omie.es/>

234. OMIE (2020 b). Precio final anual de la demanda nacional de energía eléctrica (€/MWh). Valores anuales medios para el período 2009-2019. Operador del Mercado Ibérico de *Energía*. De <https://www.omie.es/>
235. ONU (1987). Our Common Future (Brundtland Report). *United Nations World Commission on Environment and Development (WCED)*.
236. ONU (1992). Rio Declaration on Environment and Development. *United Nations Conference on Environment and Development (UNCED)*. Río de Janeiro, Brazil.
237. Opricovic, S. (1998). Multicriteria optimization of civil engineering systems. *PhD Thesis, Faculty of Civil Engineering, Belgrade, Yugoslavia*.
238. Opricovic, S. (2009). A compromise solution in water resources planning. *Water Resource Management*, 23:1549-1561.
239. Opricovic, S., Tzeng, G. (2004). Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. *European Journal of Operational Research*, 156: 445-455.
240. Ormazabal, G., Viñolas, B., Aguado, A. (2008). Enhancing value in crucial decisions: Line 9 of the Barcelona Subway. *Journal of Management in Engineering*, 24(4): 265–272.
241. OVACEN (2020) (Portal de Eficiencia energética y Arquitectura) <https://ovacen.com/ventajas-suelo-radiante-consejos/>
242. Ozyogurtcu G, Mobedi M, Ozerdem B. (2011). Economical assessment of different HVAC systems for an operating room: Case study for different Turkish climate regions. *Energy & Buildings*, 43, 1536-1543. DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.02.013.
243. Pan, N. F. (2008). Fuzzy AHP approach for selecting the suitable bridge construction method. *Automation in Construction*, 17, 958–965.
244. Pantelic J, Raphael B, Tham KW. (2012). A preference driven multi-criteria optimization tool for HVAC design and operation. *Energy & Buildings*, 55, 118-126. DOI: 10.1016/j.enbuild.2012.04.021.
245. Pardo, F., Aguado, A. (2015). Investment priorities for the management of hydraulic structures. *Structure and Infrastructure Engineering*, 11(10): 1338-1351.
246. Pardo-Bosch, F., Aguado, A., 2015. Investment priorities for the management of hydraulic structures. *Struct. Infrastruct. Eng.* 11, 1338-1351. <https://doi.org/10.1080/15732479.2014.964267>
247. Pauhus PB, Dzindolet MT, Poletes G, Camacho LM (1993). Perception of performance in group brainstorming: the illusion of group productivity. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 19(1): 78-89.
248. Perera, M. (1999). ENIAC, matemáticas y computación científica. *Gaceta de la Real Sociedad Matemática Española*, 2(3), 495-518.
249. Petkovic, M. S., Petkovic, L. D. (1998). Complex Interval Arithmetic and Its Applications. *New York, NY: Wiley-VCH*.
250. Pham, T. D. & Valliappan, S. (1993). Constructing the membership function of a fuzzy set with objective and subjective information. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 8(1), 75-82.
251. Pill J (1971). The Delphi method: Substance, context, a critique and an annotated bibliography. *Socio-Economic Planning Sciences*, 5(1): 57-71.
252. Pons, O., Aguado, A. (2012). Integrated model for sustainable value assessment applied to technologies used to build schools in Catalonia, Spain. *Building and Environment*, 53: 49-58.
253. Pons, O., de la Fuente, A. (2013). Integrated sustainability assessment method applied to structural concrete columns. *Construction and Building Materials*, 49: 882–893.
254. Prato, T. (2005). A fuzzy logic approach for evaluating ecosystem sustainability. *Ecological Modelling*, 187, 361-368.
255. Prek M. (2004). Environmental impact and life cycle assessment of heating and air conditioning systems, a simplified case study. *Energy & Buildings*, 36, 1021-1027. DOI: 10.1016/j.enbuild.2004.06.008.

256. Project Management Institute (2017). A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide) 6th Edition. *Project Management Institute, Newtown Square, PA, USA*.
257. Pujadas, P., Pardo-Bosch, F., Aguado-Renter, A., Aguado, A., 2017. MIVES multicriteria approach for the evaluation, prioritization, and selection of public investment projects. A case study in the city of Barcelona. *Land Use Pol.* 64, 29-37. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.02.014>
258. Putman VL, Paulus PB (2009). Brainstorming, brainstorming rules and decision making. *Journal of Creative Behavior*, 43(1): 29-40.
259. Quesada, P.V., & García, A. (1988). Lecciones de cálculo de probabilidades. *Madrid, Spain: Díaz de Santos*.
260. RAE (2020). Diccionario de la lengua española. Real Academia Española. Retrieved May, 2020, from <https://www.rae.es>.
261. REE(2020). El Sistema Eléctrico Español. Informe 2019. *Red Eléctrica de España*. Madrid, España
262. Ren Y, Zhao Y. (2014). Studies on the environmental impact of the HVAC equipment based on the LCA theory. *Applied Mechanics and Materials*, 694, 417-421. DOI: 10.4028/www.scientific.net/AMM.694.417.
263. Reyes, J.P., San José, J.T., Cuadrado, J., Sancibrian, R. (2014). Health & Safety criteria for determining the sustainable value of construction projects. *Safety Science*, 62: 221–232.
264. Ríos, D., Ríos, S., & Martín, J. (1997). Simulación. Métodos y aplicaciones. *Madrid, Spain: Ra-ma*.
265. Ríos, S., Ríos-Insua, M. J., & Ríos-Insua, S. (1989). Procesos de decisión multicriterio. *Madrid, Spain: EUDEMA*.
266. Ripley, B. D. (1987). Stochastic simulation. *New York, NY: John Wiley and Sons*.
267. Robert, C., & Casella, G. (2005). Monte Carlo Statistical Methods. *Berlin / Heidelberg, Germany: Springer*.
268. Rodrigo, J., Cañellas N., Meneses, N. Castells, F. Solé, C. (2008). El consumo de energía y el medioambiente en las viviendas en España. Análisis del ciclo de vida. *Fundación Gas Natural*. Barcelona, España.
269. Rojas, C. (2004). Sistema de Calefacción por Losa Radiante. Tesis doctoral. Universidad Técnica Federico Santa María (USM). Chile.
270. Rojas-Mora, J., Gil-Lafuente, J., & Josselin, D. (2011). On the absolute value of trapezoidal fuzzy numbers and the Manhattan distance of fuzzy vectors. In *Proceedings of the International Conference on Evolutionary Computation Theory and Applications (IJCCI 2011)* (pp. 399-406). Setubal, Portugal: Institute for Systems and Technologies of Information, Control and Communication (INSTICC). ISBN 978-989-8425-83-6. DOI: 10.5220/0003674203990406.
271. Rosenbloom, E. S. (1997). A probabilistic interpretation of the final rankings in AHP. *European Journal of Operational Research*, 96(2), 371-378.
272. Ross, T. J. (2010). *Fuzzy logic with engineering applications*. *New York, NY: John Wiley and Sons*.
273. Roy, B. (1977). Partial preference analysis and decision aid: the fuzzy outranking relation concept. In: D.E. Bell, R.L. Keeney, H. Raiffa (Eds.), *Conflicting Objectives in Decision-making*, pp. 41–75. *John Wiley, New York, NY, USA*.
274. Saaty, T.L., Vargas, L.G. (2006). *Decision Making with the Analytic Network Process*. *Springer, Berlin / Heidelberg, Germany*
275. Saaty, T. L., & Vargas, L. G. (1987). Uncertainty and rank order in the analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 32, 107–117.
276. Saaty, T.L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. *New York, NY: McGraw-Hill*.
277. Saaty, T.L. (2006). *Fundamentals of decision making and priority theory with the Analytic Hierarchy Process: (Vol. VI of AHP Series)*. *Pittsburg, PA: RWS Publications*.

278. Saaty, T.L. (2006.b). There is no Mathematical validity for using fuzzy number crunching in the analytic hierarchy process. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 15(4), 457-464.
279. Saaty, T.L., & Tran, L.T. (2007). On the invalidity of fuzzifying numerical judgments in the Analytic Hierarchy Process. *Mathematical and Computer Modelling*, 46, 962–975.
280. Saaty, T.L., & Tran, L.T. (2010). Fuzzy judgments and fuzzy sets. *International Journal of Strategic Decision Sciences*, 1(1), 23-40.
281. Saaty, T.L., Vargas, L.G., 2006. Decision Making with the Analytic Network Process, 1^a ed. *Springer, Berlin*. doi:10.1007/0-387-33987-6
282. Saavedra, P., & Ibarra, V.H. (2008). El método Monte Carlo y su aplicación a finanzas. *Departamento de Matemáticas, Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa, México*.
283. Sainudiin, R., & Yoshida, R. (2005). Applications of interval methods to phylogenetics. In L. Pachter & B. Sturmfels (Eds.), *Algebraic Statistics for Computational Biology* (pp. 359-371). Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press.
284. Sainz, M.A., Armengol, J., Calm, R., Herrero, P., Jorba, L., & Vehi, J. (2014). Modal Interval Analysis. New Tools for Numerical Information. Lecture Notes in Mathematics, vol 2091. *Switzerland: Springer*. Chapter 5 – Interval Arithmetic (pp. 121-141). https://doi.org/10.1007/978-3-319-01721-1_5.
285. San José, J.T., Cuadrado, J. (2010). Industrial building design stage based on a system approach to their environmental sustainability. *Construction and Building Materials*, 24(4): 438–447.
286. San José, J.T., Garrucho, I. (2010). A systems approach to the environmental analysis of industrial buildings. *Building & Environment*, 45: 673-683.
287. San José, J.T., Garrucho, I., Cuadrado, J. (2006). The first sustainable industrial building projects. *Proceedings of the Institution of Civil Engineering - Municipal Engineer*, 159(3):147-153.
288. San José, J.T., Garrucho, I., Losada, R., Cuadrado, J. (2007a). A proposal for environmental indicators towards industrial building sustainable assessment. *The International Journal of Sustainable Development and World Ecology*, 14(2): 160-173.
289. San José, J.T., Losada, R., Cuadrado, J., Garrucho, I. (2007b). Approach to the quantification of the sustainable value in industrial buildings. *Building and Environment*, 42(11): 3916–3923.
290. Sapag, N. (2007). Proyectos de inversión: formulación y evaluación. México, México: *Prentice Hall*.
291. Sayadi S, Tsatsaronis G, Morosuk T. (2019). Dynamic exergetic assessment of heating and cooling systems in a complex building. *Energy Conversion and Management*, 183, 561-576. DOI: 10.1016/j.enconman.2018.12.090.
292. Schaltegger S, Hansen EG, Spitzbeck H. (2016). Chapter 7. Corporate Sustainability Management. En Sustainability Science: An Introduction. Editores: Heinrichs H, Martens P, Michelsen G, Wiek A. *Springer, Dordrecht, Netherlands*. ISBN 978-94-017-7241-9.
293. Seo J, Ooka R, Kim JT, Nam Y. (2014). Optimization of the HVAC system design to minimize primary energy demand. *Energy & Buildings*, 76, 102-108. DOI: 10.1016/j.enbuild.2014.02.034.
294. Shapiro, R., Feldman, Y.A., & Dechter, R. (1997). On the complexity of interval-based constraint networks. Efi Arazi School of Computer Science, The Interdisciplinary Center, Herzliya, Israel. Retrieved November 5, 2017, from <ftp://ftp.idc.ac.il/pub/users/cs/yishai/misc99.pdf>.
295. Simon P, Hillson D, Newland K (1997). PRAM project risk analysis and management guide. *The Association for Project Management, High Wycombe, UK*.
296. Singh, D., & Tiong, R. L. K. (2005). A fuzzy decision framework for contractor selection. *Journal of Construction Engineering and Management*, 131(1), 62-70.

297. Sipahi, S., & Timor, M. (2010). The analytic hierarchy process and analytic network process: an overview of applications. *Management Decision*, 48(5-6), 775-808.
298. Sistema Español de Inventario de Emisiones. Metodologías de Estimación de Emisiones. *Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico*, 2019.
299. Stam, A., & Duarte Silva, A. P. (1997). Stochastic judgments in the AHP: the measurement of rank reversal probabilities. *Decision Sciences*, 28, 655–688.
300. Stefanovic, G., Milutinovic, B., Vucicevic, B., Dencic-Mihajlov, K., Turanjanin, V. (2016). A comparison of the Analytic Hierarchy Process and the Analysis and Synthesis of Parameters under Information Deficiency method for assessing the sustainability of waste management scenarios. *Journal of Cleaner Production*, 130: 155-165.
301. Sultan ZM. (2007). Estimates of associated outdoor particulate matter health risk and costs reductions from alternative building, ventilation and filtration scenarios. *Science of the Total Environment*, 377, 1-11. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2007.01.090.
302. Sun B, Luh PB, Jia QS, Jiang Z, Wang F, Song C. (2010). An Integrated Control of Shading Blinds, Natural Ventilation, and HVAC Systems for Energy Saving and Human Comfort. *6th annual IEEE Conference on Automation Science and Engineering, August 21-24, Toronto (Canada)*.
303. Sutton RI, Hargadon A (1996). Brainstorming groups in context: effectiveness in a product design firm. *Administrative Science Quarterly*, 41(4): 685-718
304. Taal, M.; Bulatov, I.; Klemeš, J.; Stehlík, P. (2003) Cost estimation and energy price forecasts for economic evaluation of retrofit projects. *Appl. Therm. Eng.*, 23, 1819–1835.
305. Taha, H. A. (2004). Modelado de Simulación. In H. A. Taha, *Investigación de operaciones* (pp. 639-674). México, México: Prentice Hall.
306. Tolga Balta M, Dincer I, Hepbasli A. (2010). Performance and sustainability assessment of energy options for building HVAC applications. *Energy & Buildings*, 42, 1320-1328. DOI: 10.1016/j.enbuild.2010.02.026.
307. Triantaphyllou, E. (2000). Multi-criteria decision making methods: A comparative study. *Springer, Berlin / Heidelberg, Germany*.
308. Tsao, C. T. (2012). Fuzzy net present values for capital investments in an uncertain environment. *Computers & Operations Research*, 39(8), 1885-1892.
309. UPC (2020). MIVES. Page related to the MIVES method, including a downloading zone with a probabilistic MIVES computer application developed jointly by some of the authors and other researchers belonging to the Technical University of Catalonia (Spain). Retrieved April 30, 2020 from <https://deca.upc.edu/es/proyectos/mives>.
310. UPONOR (2013). Manual técnico de climatización invisible. *Uponor Hispania, S.A.* De <https://www.uponor.es/UponorInternet/DirectDownload?did=7B2A59CA16104D89B82AB71B1216768E>
311. Vakili-Ardebili, A., & Boussabaine, A. H. (2007). Application of fuzzy techniques to develop an assessment framework for building design eco-drivers. *Building & Environment*, 42(11), 3785-3800.
312. Van De Ven AH, Delbecq AL (1974). The effectiveness of nominal, Delphi, and interacting group decision making processes. *Academy of Management Journal*, 17(4): 605-621.
313. Van den Honert, R. C. (1998). Stochastic group preference modelling in the multiplicative AHP: a model of group consensus. *European Journal of Operational Research*, 110, 99–111.
314. Velasquez, M., Hester, P.T. (2013). An Analysis of Multi-Criteria Decision Making Methods. *International Journal of Operations Research*, 10(2): 56-66.
315. Vinke, J.P., Brans, J.P. (1985) A preference ranking organization method - The PROMETHE method for multiple criteria decision-making. *Management Science*, 31(6): 647-656.
316. Viñolas, B., Aguado, A., Josa, A., Villegas, N., Fernández M.A. (2009). Aplicación del análisis de valor para una evaluación integral y objetiva del profesorado universitario. *Revista de Universidad y Sociedad del conocimiento*, 6(1): 22-37.

317. Von Wehrden H, von Oheimb G, Abson D J, Härdtle W (2016). Chapter 5. Sustainability and Ecosystems. En *Sustainability Science: An Introduction*. Editores: Heinrichs H, Martens P, Michelsen G, Wiek A. *Springer, Dordrecht, Netherlands*. ISBN 978-94-017-7241-9.
318. Vucicevic, B., Stojiljkovic, M., Afgan, N., Turanjanin, V., Jovanovic, M., Bakic, V. (2013). Sustainability assessment of residential buildings by non-linear normalization procedure. *Energy and Buildings*, 58: 348-354.
319. Vyas GS, Jha KN. (2016). Identification of green building attributes for the development of an assessment tool: a case study in India. *Civil Engineering and Environmental Systems*, 33:4, 313-334. DOI: 10.1080/10286608.2016.1247832.
320. Wadia-Fascetti, S. & Smith, H.A. (1996). Calibration of structural models using fuzzy mathematics. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 11(1), 19-35.
321. Wang X, Qiao Y, Wu N, Li Z, Qu T. (2018). On optimization of thermal sensation satisfaction rate and energy efficiency of public rooms: A case study. *Journal of Cleaner Production*, 176, 990-998. DOI: 10.1016/j.jclepro.2017.12.008.
322. Wang Y, Kuckelkorn J, Liu Y. (2017). A state of art review on methodologies for control strategies in low energy buildings in the period from 2006 to 2016. *Energy & Buildings*, 147, 27-40. DOI: 10.1016/j.enbuild.2017.04.066.
323. Watson, S., Buede, D. (1987). Decision synthesis: the principles and practice of decision analysis. *Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom*.
324. Weber O (2016). Chapter 10. Finance and Sustainability. En *Sustainability Science: An Introduction*. Editores: Heinrichs H, Martens P, Michelsen G, Wiek A. *Springer, Dordrecht, Netherlands*. ISBN 978-94-017-7241-9.
325. WHO (2003). Comparative Quantification of Health Risks: Global and Regional Burden of Disease Attributable to Selected Major Risk Factors. *World Health Organization, (WHO)*. Ginebra, 2003
326. WHO (2009a). Night noise guidelines for Europe. *World Health Organization, (WHO) 2009*. Copenhagen, Denmark.
327. WHO (2009b). WHO guidelines for indoor air quality :dampness and mould. *World Health Organization*
328. WHO. (2006). Guías de calidad del aire de la OMS relativas al material particulado, el ozono, el dióxido de nitrógeno y el dióxido de azufre. *World Health Organization, (WHO)*. Ginebra, 2006
329. Wideman RM (1992). Project and program risk management. *Project Management Institute, Upper Darby, Pennsylvania, USA*.
330. Williams, T. M. (1992). Practical Use of Distributions in Network Analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 43(3), 265-270.
331. Williams, T. M. (1996). The two-dimensionality of project risk. *International Journal of Project Management*, 14(3), 185-186.
332. Yager, R. R. (1986). A characterization of the extension principle. *Fuzzy Sets Syst.*, 18, 205-217.
333. Yang L, Zmeureanu R, Rivard H. (2008). Comparison of environmental impacts of two residential heating systems. *Building and Environment*, 43, 1072-1081. DOI: 10.1016/j.buildenv.2007.02.007.
334. Ylmén P, Peñaloza D, Mjörnell K. (2019). Life Cycle Assessment of an Office Building Based on Site-Specific Data. *Energies*, 12, 2588. DOI: 10.3390/en12132588.
335. Yoon, K. (1987). A reconciliation among discrete compromise situations. *Journal of the Operational Research Society*, 38(3): 277–286. doi:10.1057/jors.1987.44.
336. Zadeh, L. A. (1965) Fuzzy sets. *Information and Control*, 8, 338–353.
337. Zadeh, L. A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning (I, II and III). *Information Sciences*, 8(3), 199-249, 8(4), 301-357, 9(1): 43-80.
338. Zadeh, L. A., Fu, K., Tanaka, K., & Shimura, M. (1975). *Fuzzy Sets and their Applications to Cognitive and Decision Processes*. New York, NY, USA: Academic Press Inc.

339. Zhang N, Wang H, Gallagher J, Song Q, Tam VWY, Duan H. (2020). A dynamic analysis of the global warming potential associated with air conditioning at a city scale: an empirical study in Shenzhen, China. *Environmental Impact Assessment Review*, 81, 106354. DOI: 10.1016/j.eiar.2019.106354.
340. Zimmermann, H.J. (1991). Fuzzy Set Theory and its Applications. *Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic*.
341. Zio, E. (2012). The Monte Carlo Simulation Method for System Reliability and Risk Analysis. *Berlin / Heidelberg, Germany: Springer*.
342. Zubizarreta, M., Cuadrado, J., Orbe, A., García, H. 2019. Modeling the environmental sustainability of 1201 timber structures: A case study. *Environ. Impact Assess. Rev.* 78, 106286. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2019.106286>.