



UNIVERSIDADE DA CORUÑA

Facultad de Economía y Empresa

Trabajo de
Fin de Grado

Análisis Cluster.
Una aplicación
al estudio de
índices de
bienestar a través
de los países.

Miriam Cabarcos Fernández

Tutor: Prof. Dr. Xosé Manuel
Martínez Filgueira

Grado en Economía

Año 2015

RESUMEN

La Estadística se centra en reunir datos, manipularlos, presentarlos y explicarlos, facilitando la toma de decisiones en situaciones de menor incertidumbre. En este trabajo se pretende mostrar su utilidad como herramienta para el estudio de la Economía y en particular se enseñará su importancia para el análisis y comprensión de la situación socioeconómica de un país.

Para ello, se efectuará un análisis cluster sobre un conjunto de variables representativas de las distintas dimensiones del bienestar.

El estudio se inicia, para situar dicha técnica, con la definición y usos de las técnicas de análisis multivariante, centrandó la atención en describir el análisis cluster. Posteriormente se realiza una introducción sobre el significado de bienestar y los indicadores sintéticos, para conceptualizar el objeto de estudio. Por último, se desarrolla la parte práctica, una aplicación del análisis cluster, que permitirá comprobar su utilidad mediante a obtención de grupos de variables con comportamientos homogéneos y la selección de las variables más significativas en cada uno de ellos para elaborar un índice sintético de bienestar calculado de dos formas, con la media aritmética y con la geométrica.

Palabras clave: análisis multivariante, análisis cluster, índice sintético, bienestar.

Número de palabras: 13609.

ABSTRACT

Statistics focuses on collect, manipulate, present and explain data, facilitating decision making in situations of reduced uncertainty. In this paper seeks to show its usefulness as a tool for the study of economics and in particular its importance for the analysis and understanding of the socio-economic situation of a country.

For this, a cluster analysis to a set of variables representing the different dimensions of welfare will be made. The study begins, to place such technique, with the definition and utility of multivariate techniques analysis, focusing on describing the analysis cluster. Subsequently an introduction about the meaning of welfare and composite indicators will be made to conceptualize the object of study. Finally, the practical part is developed, cluster analysis application which will see its utility by to obtain groups of variables with homogeneous behavior and selection of the most significant variables in each of the most to get one synthetic index of welfare calculated by two different ways, with the arithmetic mean and the geometric mean.

Key words: multivariate analysis, cluster analysis, synthetic index, welfare.

Number of words: 13609.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	8
1. MÉTODOS ESTADÍSTICOS MULTIVARIANTES Y ANÁLISIS CLUSTER	10
1.1 MÉTODOS ESTADÍSTICOS MULTIVARIANTES.	10
1.2 ANÁLISIS CLUSTER.	13
2. APLICACIÓN DEL ANÁLISIS CLUSTER A MEDIDAS MULTIDIMENSIONALES DE BIENESTAR	24
2.1 INTRODUCCIÓN.	24
2.2 CONCEPTO DE BIENESTAR E ÍNDICE MULTIDIMENSIONAL.....	25
2.2.1 <i>Bienestar</i>	25
2.2.2 <i>Índice sintético de bienestar</i>	27
2.3 ELABORACIÓN DEL ÍNDICE SINTÉTICO PROPUESTO.....	28
2.4 SELECCIÓN DE VARIABLES PARA EL ÍNDICE: ANÁLISIS CLUSTER.....	31
2.4.1 <i>Dominios y variables</i>	31
2.4.2 <i>Datos</i>	33
2.4.3 <i>Planteamiento</i>	35
2.4.4 <i>Resultados</i>	37
2.5 CÁLCULO ÍNDICES SINTÉTICOS DE BIENESTAR.	41
2.5.1 <i>Resultados</i>	43
CONCLUSIONES	46
BIBLIOGRAFÍA	48
ANEXOS	52
ANEXO A: VARIABLES SELECCIONADAS	52
ANEXO B: PAÍSES	57
ANEXO C: SELECCIÓN ALGORITMO DE AGRUPAMIENTO	58
ANEXO D: SELECCIÓN NÚMERO DE GRUPOS.....	60
ANEXO E: CÁLCULOS CLUSTERES.....	61
ANEXO F: CÁLCULO ÍNDICES SINTÉTICOS DE BIENESTAR	64

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: EJEMPLO DE DENDOGRAMA.	21
FIGURA 2: DENDOGRAMA WARD MEDIANTE COINCIDENCIAS EN AGRUPAMIENTOS.	37
FIGURA 3: DENDOGRAMA MÉTODO AVERAGE PARA 1ª MUESTRA.	58
FIGURA 4: DENDOGRAMA MÉTODO AVERAGE PARA 2ª MUESTRA.	58
FIGURA 5: DENDOGRAMA MÉTODO SINGLE PARA 1ª MUESTRA.	59
FIGURA 6: DENDOGRAMA MÉTODO SINGLE PARA 2ª MUESTRA.	59
FIGURA 7: REPRESENTACIÓN DEL NÚMERO DE CONGLOMERADOS Y LAS RESPECTIVAS DISTANCIAS DE UNIÓN (MUESTRA 1).	60
FIGURA 8: DENDOGRAMA WARD (MUESTRA 1).	60
FIGURA 9: REPRESENTACIÓN DEL NÚMERO DE GRUPOS Y LAS RESPECTIVAS DISTANCIAS DE UNIÓN (MUESTRA 2).	60
FIGURA 10: DENDOGRAMA WARD (MUESTRA 2).	61
FIGURA 11: COEFICIENTES DE CORRELACIÓN.	62
FIGURA 12: COEFICIENTES DE DETERMINACIÓN.	63
FIGURA 13: COINCIDENCIAS EN LOS AGRUPAMIENTOS.	63

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1: VARIABLES EMPLEADAS PARA EL ANÁLISIS CLUSTER CON SUS CARACTERÍSTICAS PRINCIPALES.....	56
TABLA 2: PAÍSES EMPLEADOS EN ANÁLISIS CLUSTER CLASIFICADOS POR NIVEL DE DESARROLLO SEGÚN LOS RESULTADOS OBTENIDOS POR LA ONU.	57
TABLA 3: COEFICIENTES DE DETERMINACIÓN MEDIOS DE CADA VARIABLE CON EL RESTO DEL GRUPO.....	62
TABLA 4: VALORES DE LOS ÍNDICES SINTÉTICOS DE BIENESTAR Y SU RANKING POR PAÍSES, COMPARADOS CON LOS RESULTADOS Y EL RANKING DEL IDH Y DEL INBPC.....	67

ÍNDICE DE MAPAS

MAPA 1: REPRESENTACIÓN DE LOS PAÍSES EMPLEADOS PARA EL ANÁLISIS.	34
MAPA 2: REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS PARA EL ÍNDICE SINTÉTICO DE BIENESTAR CALCULADO A TRAVÉS DE LA MEDIA ARITMÉTICA.	68
MAPA 3: REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS PARA EL ÍNDICE SINTÉTICO DE BIENESTAR CALCULADO A TRAVÉS DE LA MEDIA GEOMÉTRICA.	69

INTRODUCCIÓN

La Economía mantiene un vínculo de dependencia muy fuerte con la estadística. Para poder analizar cualquier realidad social o económica de interés es imprescindible el empleo de diferentes métodos estadísticos que permitan la observación del fenómeno y la recolección de datos. Con esto se pretende lograr una mayor comprensión de la realidad estudiada que facilite la toma de decisiones. (Carrasco, 2005)

De esta forma, en el presente trabajo se pretende emplear la estadística para profundizar en los conocimientos que actualmente se tienen sobre el bienestar y determinar cuáles son los condicionantes del mismo. No obstante, cabe destacar que este es un concepto multidimensional imposible de medir bajo una única dimensión, obligando al investigador a recurrir a técnicas de análisis multivariante más complejas, caracterizadas por analizar simultáneamente un conjunto de variables. Ante un fenómeno así el empleo de las técnicas univariantes o bivariantes no es válido. (Díaz, 2002)

La caracterización del bienestar se realizará a través de indicadores sociales, por ello, es fundamental contar con un sistema estadístico de medición del mismo actualizado y amplio. Como propuso la Comisión creada por Sarkozy (Stiglitz, Sen y Fitoussi, 2013) es necesario reducir los esfuerzos puestos en la medición de la producción económica, sobre la que se tiene un conocimiento más extenso, para centrarse en el estudio del bienestar de la población. En este sentido los indicadores sociales son el complemento perfecto a la renta per cápita, como ejemplo de indicador económico, para proporcionar una medida aproximada de bienestar (Molpeceres, 2008).

El objetivo principal de este estudio es ejemplificar el manejo del análisis cluster, una técnica de análisis multivariante muy recurrida, para clasificar un conjunto de variables relativas a las distintas dimensiones del bienestar en grupos homogéneos, facilitando, posteriormente, la extracción de las más representativas de cada grupo y reduciendo así el número de variables necesarias para definir el

bienestar. Se persigue simplificar el entendimiento del mismo evitando emplear variables redundantes en el cálculo de un índice sintético resumen del nivel de bienestar existente en una región.

En la actualidad es muy frecuente encontrar estudios en los que se emplea el análisis cluster pero para encontrar el auge de esta técnica nos tenemos que remontar a la década de los 60, fecha a partir de la cual el análisis cluster alcanzó el protagonismo que antes no había logrado. La publicación del libro titulado *Principles of Numerical Taxonomy* en 1963, obra de los biólogos Robert Sokal y Peter Sneath, fue uno de los detonantes del mayor reconocimiento. La biología ha sido y es un campo que recurre con frecuencia a esta técnica en sus estudios, aunque es extensible a muchas otras disciplinas como la medicina o la economía. La creciente importancia de las clasificaciones como un proceso científico, puesto que todas las ciencias necesitan de clasificaciones previas para poder llevar a cabo sus investigaciones, situó al análisis cluster en el método propicio para ello (Aldenderfer y Blashfield, 1984).

El trabajo se estructura en dos grandes partes, una teórica y otra práctica. En la parte teórica se plantea una visión general de lo que se conoce como técnicas de análisis multivariante, profundizando en el concepto de análisis cluster y sus respectivas etapas de desarrollo. La parte práctica se inicia con la definición de bienestar y la descripción de los índices sintéticos de bienestar, apoyándose en sus ventajas e inconvenientes. Antes de efectuar los cálculos se dará, igualmente, una breve explicación de las variables y dominios seleccionados, así como de la muestra de países empleada y la procedencia de los datos. Esta parte práctica finaliza con la realización por un lado del análisis cluster y el comentario de los resultados obtenidos, y por otro lado con la adición de las variables más determinantes a un índice sintético de bienestar calculado aritmética y geoméricamente, comentando de forma comparativa los resultados. Por último, se encuentran las conclusiones y anexos.

1. MÉTODOS ESTADÍSTICOS MULTIVARIANTES Y ANÁLISIS CLUSTER

1.1 Métodos estadísticos multivariantes.

El análisis multivariante mediante el uso de diferentes métodos estadísticos se encarga de manipular un conjunto de datos u observaciones procedentes de diversas variables, que hacen referencia a un número determinado de individuos (Uriel, 1995). De esta forma, permite procesar simultáneamente los datos de diferentes variables para un mismo elemento muestral. Para analizar situaciones reales, se recurre con frecuencia a estas técnicas.

Comparando este análisis con el univariante, Cuadras (1996) expone lo siguiente:

La estadística univariante consiste, esencialmente, en describir una sola variable mediante características muestrales, o realizar inferencias sobre la información de una muestra obtenida bajo una o varias condiciones experimentales (...). El análisis multivariante cumple también con los objetivos descriptivos e inductivo, pero trabajando simultáneamente con varias variables en lugar de una sola. Es una metodología estadística más complicada, pero también más potente. (p. 4)

Diversos son los objetivos que impulsan a realizar análisis de datos multivariantes, entre ellos, Peña (2002) hace referencia a los siguientes:

- Simplificar el número de variables del que disponemos inicialmente, minimizando la pérdida de información. De esta forma se utilizan únicamente las variables que se consideran necesarias para explicar la realidad analizada, obteniendo sus propiedades.
- Agrupar los datos disponibles según similitudes entre las propiedades de los mismos.
- Clasificar nuevas observaciones en grupos que ya han sido determinados previamente.
- Vincular dos grupos de variables, examinando la relación que existe entre ambas.

Son diversos los criterios para clasificar estas técnicas, que también ayudan a decidir la técnica más apropiada para cada situación. Uno de los criterios importantes es la escala de medida en la que se encuentren las variables. Jorge de la Garza, Blanca Nieves Morales y Beatriz Adriana González (2013) citan la clasificación de Stevens, una de las más empleadas, en la cual las variables se dividen en cuatro tipos: nominales (utilizadas en datos que solo pueden ser clasificados en categorías), ordinales (se diferencia de la anterior en que puede establecer un orden entre las categorías), de intervalo (su diferencia con la ordinal es que puede identificar la cantidad de cada objeto, no poseen cero absoluto) y de razón (grado de medición más alto, posee un punto cero real en su origen). Las variables no métricas son las que incluyen las nominales y ordinales, y las variables métricas están constituidas por las de intervalo y de razón.

Otro criterio es, como explica Hair, Anderson, Tatham y Black (1999), la posibilidad o no de clasificar las variables en dependientes o independientes. Este criterio clasifica los métodos en análisis de dependencia (aquel en el que una o varias variables dependientes serán explicadas por un conjunto de variables independientes conocidas) y en análisis de interdependencia (aquel que no diferencia entre variables dependientes e independientes, todas ellas son tratadas como un conjunto). A continuación se explican diferentes métodos clasificados por estos autores.

Dentro del análisis de dependencia los distintos métodos que lo forman se pueden distribuir en dos grupos, según su uso de variables métricas o no métricas. Si en el análisis se usan variables dependientes métricas se pueden emplear los siguientes métodos:

- **Análisis de regresión múltiple:** el objetivo consiste en predecir las variaciones que se producen en la variable dependiente ante modificaciones de las variables explicativas.
- **Análisis conjunto:** analiza el efecto que varias variables independientes no métricas pueden causar sobre la variable explicada métrica o no. El objetivo principal es averiguar cuáles son los atributos más significativos, empleados en el análisis de elementos (De la Garza et al., 2013).
- **Análisis multivariante de la varianza:** se emplea cuando las variables dependientes son varias y las independientes métricas. Dicho método se

centra en analizar las relaciones entre las distintas categorías de las variables independientes y las diversas variables explicadas métricas.

Si, por el contrario, en el análisis se utilizan variables dependientes no métricas, varias de las técnicas multivariantes válidas serán las que a continuación se detallan:

- **Análisis discriminante múltiple:** partiendo de la división de la muestra en grupos según las distintas clases de la variable dependiente, su objetivo radica en identificar las diferencias existentes entre los grupos y comprobar la veracidad de que la entidad seleccionada forme parte de uno de los grupos, basándose en diversas variables independientes métricas.
- **Modelos de probabilidad lineal:** se obtiene mezclando el análisis de regresión múltiple con el discriminante. La diferencia con el primero radica en que la variable dependiente es no métrica, mientras que con el segundo, la diferencia se encuentra en la existencia de variables explicativas métricas y no métricas, además de no cumplir el supuesto de normalidad multivariante.
- **Correlación canónica:** pretende conseguir una combinación lineal de cada grupo de variables, dependientes e independientes (métricas), que maximice la correlación entre ambos grupos. Este método también se emplea cuando son varias las variables dependientes no métricas, transformando las variables explicadas en ficticias (con valores 0, 1).

En cuanto al análisis interdependiente las principales técnicas multivariantes son:

- **Análisis factorial:** el objetivo consiste en almacenar la información contenida en las variables iniciales en un conjunto menor de variables, minimizando la pérdida de información.
- **Análisis cluster:** se centra en agrupar a los individuos o variables de una muestra con características similares, siendo al mismo tiempo distintas a los miembros de otros grupos.
- **Análisis multidimensional:** pretende representar las distancias existentes entre distintos elementos en un espacio multidimensional. Entre dos objetos similares la distancia será menor que entre cualquier otro par.

- **Análisis de correspondencias:** su objetivo se centra en convertir un número elevado de variables cualitativas en uno reducido de factores, a través del estudio de las relaciones que se producen entre las categorías de las variables. (Díaz, 2002)

Un último criterio para clasificar técnicas multivariantes es considerar si usan técnicas descriptivas (pretenden describir una realidad sin plantear hipótesis de partida, observando la información acumulada) o técnicas explicativas (consisten en explicar la realidad partiendo de hipótesis desarrolladas a partir de un marco teórico que tratarán de ser validadas empíricamente). Dentro de las técnicas descriptivas se incluye el análisis factorial, el análisis multidimensional, el análisis cluster y el análisis de correspondencias; mientras que dentro de las técnicas explicativas se encuentran los restantes métodos explicados con anterioridad, entre los que se encuentran entre otros el análisis de regresión múltiple o el análisis multivariante de la varianza. (Díaz, 2002)

1.2 Análisis cluster.

El análisis cluster ha sido el método seleccionado, de entre las distintas técnicas estadísticas multivariantes vistas en el apartado anterior, para profundizar en su estudio. El objetivo es mostrar la utilidad y aplicación de esta técnica a través de un ejemplo práctico, consistente en agrupar diferentes atributos representativos del nivel de bienestar de países de la esfera internacional. En concreto se efectuará un cluster de variables, aunque se seguirán, con ligeros cambios, los pasos necesarios para ejecutar un cluster de objetos.

El análisis cluster, también conocido como análisis de conglomerados, se engloba dentro de los métodos conocidos como interdependientes. Se trata de una técnica creada para la clasificación de observaciones en grupos. Persigue reunir las observaciones en grupos lo más homogéneos posible, de manera que los elementos integrantes de los conglomerados sean muy parecidos. Al mismo tiempo, se busca la máxima heterogeneidad entre clusteres (Uriel y Aldás, 2005). Para el cluster de variables la técnica es la misma, maximizar la homogeneidad de los grupos de variables creados, de forma que las variables cuya relación sea más fuerte, y que por lo tanto proporcionen la misma información, constituyan un cluster (Chavent, Kuentz-Simonet, Liquet y Saracco, 2012, p. 3) Gráficamente, si la clasificación se realizó

correctamente, la distancia de los elementos dentro de los conglomerados será reducida, mientras que los grupos estarán muy distantes los unos de los otros (Hair et al., 1999, p. 492).

Luque (2012) sostiene que con frecuencia los grupos formados han de ser “mutuamente exclusivos y colectivamente exhaustivos”. Un mismo sujeto no debe formar parte de dos grupos simultáneamente, al igual que las observaciones deben estar repartidas entre varios grupos y no formar uno único.

Entre las utilidades del análisis cluster, particularmente del cluster de variables, destacan la identificación de la dimensión principal de un conjunto de datos, la observación de las características de los clusters para la posterior selección de las variables más relevantes y la eliminación de variables repetitivas que permita mantener únicamente aquellas más representativas. (Rakotomalala, 2007; Endrizzi, 2008)

A diferencia de lo que ocurre con otras técnicas multivariantes, como el análisis multivariante de la varianza, el análisis de conglomerados es una técnica descriptiva en lugar de explicativa. No utiliza la estadística para explicar la situación objeto de estudio. Se centra en describir la realidad que está analizando, mostrando las peculiaridades de los grupos alcanzados (Sánchez, 1990).

Otra diferencia latente con respecto a otras técnicas como el análisis discriminante o la regresión logística, es que en estas últimas las observaciones ya están previamente clasificadas en grupos mientras que en el análisis de conglomerados la composición de los mismos es desconocida a priori (Uriel y Aldás, 2005, p.48).

No obstante, no todo es positivo dentro del análisis cluster, existen diversos inconvenientes, Hair et al. (1999) señalan tres de ellos. El primero se deriva de la característica expuesta anteriormente, donde se dice que el análisis de conglomerados es una técnica descriptiva. La ausencia de bases estadísticas supone que no se pueda realizar inferencia estadística sobre una población partiendo de una muestra. El segundo inconveniente reside en la solución del análisis, ya que esta no será única. Está condicionada por varios factores, entre ellos por la elección de las técnicas a usar en cada etapa del proceso. El tercero hace referencia a la dependencia que existe entre las variables elegidas y el resultado obtenido. Seleccionar variables irrelevantes

o eliminar variables relevantes puede provocar un resultado distinto al esperado. Por tanto, es fundamental que las variables escogidas estén en consonancia con los objetivos fijados.

Aldenderfer y Blashfield (1984) dividen el análisis cluster en cinco etapas diferentes, las cuales serán definidas a continuación, indicando sus características.

1. Selección de la muestra que se dividirá en grupos durante el análisis.

Antes de seleccionar la muestra es necesario definir los objetivos que se pretenden conseguir con la realización del análisis. Cuáles son los motivos que nos han llevado a realizar el estudio. Igualmente, es de gran utilidad investigar previamente si los elementos que se agruparán pueden hacerlo de forma natural, en caso contrario carecería de lógica intentar unirlos (De la Garza, et al., 2013).

El siguiente paso una vez seleccionada la muestra es comprobar la representatividad de la misma. Obtener una muestra representativa es de suma importancia, dado que condicionará el análisis y los resultados alcanzados. Las conclusiones obtenidas con una muestra poco representativa serán poco creíbles, y nada generalizables. (Luque, 2012)

A medida que se avanza en el proceso de análisis pueden aparecer complicaciones derivadas de la selección de la muestra, como es el caso de los datos atípicos. Su presencia, en ocasiones, deforma la estructura, la representación gráfica y la interpretación. Cuando esto ocurre la solución pasa por eliminarlos de la muestra, o sustituirlos por otros más apropiados. (Luque, 2012) No obstante, su eliminación puede provocar graves consecuencias en los resultados finales, si esos datos son fundamentales para explicar la formación de un grupo menos numeroso con características totalmente distintas al resto. (Hair et al., 1999).

2. Definición de las variables que van a ser incluidas en la muestra.

La selección de variables adecuadas para el objeto de la investigación es imprescindible, debido a la influencia que van a ejercer sobre el resultado. En caso de que esto no se cumpla, estaríamos incurriendo en una de las deficiencias del análisis cluster, obteniendo un resultado carente de sentido. Además, las variables escogidas

deben representar diferentes dimensiones de los casos analizados, y no centrarse en una únicamente (Luque, 2012).

Para lograr esa elección óptima, Teodoro Luque (2012) propone recurrir a:

- Planteamientos teóricos existentes sobre el fenómeno a analizar.
- Estudios empíricos realizados previamente.
- Conocimientos reflejados en investigaciones exploratorias anteriores o suposiciones contrastadas.

Una vez tenemos las variables elegidas nos podemos encontrar con tres problemas principalmente, expuestos por Emilio Martínez (1984):

El primero de ellos deriva de que las variables estén expresadas en diferentes unidades. La solución pasa por tipificarlas, es decir, restar al valor de la variable su media y dividirlo por su desviación típica, así se obtendrán variables con media 0 y varianza 1, que serán homogéneas en su dimensión. Esta transformación evitará que las variables que presenten un rango de valores más amplio ejerzan su influencia en la formación de los grupos a través del índice de similitud. Sin embargo, no todos los autores opinan que la tipificación vaya a dar un resultado positivo al análisis. (Díaz, 2002, p. 278)

El segundo problema se presenta cuando las variables están correlacionadas. Revisar la existencia o no de multicolinealidad es muy importante para la obtención del resultado, no tanto el cumplimiento de los supuestos de linealidad o normalidad (Luque, 2012). La existencia de correlación supone que determinadas variables son combinaciones lineales de otras. Una misma información es compartida por varias variables, provocando que esta tenga más peso en el análisis a la hora de formar los grupos, resultando a la vez repetitiva. (Díaz, 2002) En el cluster de variables se buscan precisamente variables correlacionadas entre sí para formar los grupos, por lo tanto, este no sería un problema para el análisis.

El tercero aparece cuando se trabaja con un número excesivo de variables, pudiendo así complicar el estudio. Los dos últimos problemas pueden ser tratados por igual. La mejor solución consiste en utilizar otra técnica complementaria, por ejemplo, el análisis de componentes principales. Permite reducir el número de variables,

dejando aquellas más significativas, que interpreten una mayor cantidad de varianza y no muestren correlaciones.

3. Cómputo de las similitudes o distancias entre elementos.

Para poder agrupar los elementos disponibles hay que conocer la semejanza o distancia existente entre cada par, de forma que los más parecidos o los menos distantes se reúnan en grupos homogéneos. Esto implica decidir cual, de entre diferentes posibilidades, va a ser la medida que nos data esa similitud o distancia entre cada pareja de objetos. Hair et al. (1999), presenta tres tipos de medidas diferentes, aplicadas según cuales sean los objetivos perseguidos o el tipo de variables disponibles:

Medidas de correlación.

Son generalmente medidas cuantitativas, aunque también se pueden emplear los coeficientes de correlación de rangos de Spearman o de Kendall para medir la correlación entre variables no métricas (Luque, 2012). La más común dentro de este conjunto es el coeficiente de correlación entre un par de elementos. Elevadas correlaciones reflejan similitud entre objetos. No obstante, hay que tener en cuenta que las correlaciones lo que muestran son patrones para todas las variables y no magnitudes. (Hair et al., 1999) Esta es la medida de similitud empleada por excelencia para realizar los clusters de variables, apoyándose en el ya citado coeficiente de correlación o coeficiente de correlación al cuadrado (Rakotomalala, 2007).

Medidas de distancia.

Las medidas de distancia trabajan con datos métricos y son las más utilizadas. Indican la semejanza como la proximidad entre los valores de las variables que representan a los elementos analizados. Para valores elevados de distancia la similitud será menor. Podemos decir que la distancia se transforma en medida de similitud empleando la relación inversa. A diferencia de lo que ocurría en el caso anterior, aquí prestan atención a la magnitud de los valores aunque los patrones sean diferentes para todas las variables. (Hair et al., 1999)

Entre las medidas de distancia más frecuentes Uriel y Aldás (2005) recogen la distancia euclídea (se calcula como la raíz cuadrada de la diferencia al cuadrado de

cada par de elementos medidos) y la distancia euclídea al cuadrado, que simplifica a la anterior eliminando la raíz cuadrada. Además, incluye la distancia de Minkowski, de la cual se derivan las dos anteriores; y la distancia de “Manhattan”. Por último, Teodoro Luque (2013) explica la distancia de Mahalanobis, medida que cabe señalar, puesto que utiliza una métrica distinta a las anteriores que le permite tener en cuenta la existencia de multicolinealidad entre las variables, al mismo tiempo que puede llevar a cabo un proceso de estandarización, lo que la hace idónea para tratar con variables de dimensiones diferentes o correlacionadas, los problemas 1 y 2 vistos en el apartado anterior.

Medidas de asociación

Se utilizan para variables no métricas, en escala nominal u ordinal (Hair et al., 1999). En este caso cuanto mayor es la similitud mayor va a ser el parecido entre objetos. Un caso particular son las variables binarias (toman valor cero para indicar no posesión y valor 1 posesión), las cuales implican el uso de medidas de asociación para el cálculo de la similitud. Algunos de los índices empleados para su medición son el de Sokal y Michener, de Rogers y Tanimoto, y el de Sokal y Sneath, todos ellos basan sus cálculos en el número de coincidencias positivas, negativas y en el número de diferencias (Luque, 2013).

Una medida de similitud adicional es el coeficiente de Gower útil para determinadas situaciones en las que el resto de medidas no son válidas. Se emplea para el cálculo de similitudes cuando existen simultáneamente variables cualitativas, cuantitativas o binarias. Puede ser usado con bases de datos que no disponen de todas las observaciones para alguna variable, sin necesidad de ser eliminada. Igualmente, permite dar una ponderación diferente a las variables, dependiendo de la importancia que se desee que adquieran en la asignación de grupos. (Londoño, Lavalett, Galindo y Afanador, 2007)

Por último, hay que tener en cuenta que la elección de diferentes medidas, o el cambio de escala de las variables pueden conducir a resultados distintos, por lo tanto es conveniente probar con varias medidas y comparar si los resultados obtenidos son similares (Hair et al., 1999).

4. Uso de los métodos de análisis cluster para la creación de grupos con entidades similares.

Una vez que tenemos calculadas las distancias entre observaciones, el siguiente paso es agruparlas, y para ello es necesario decidir el algoritmo de agrupación que vamos a emplear y el número de grupos en el que nos vamos a detener. Tomar esta decisión no es tarea sencilla, ya que puede condicionar el resultado obtenido, por ello, lo recomendado por muchos autores es realizar los mismos cálculos para diferentes métodos o algoritmos y comparar los resultados. Si la solución es similar se tomará como válida la agrupación lograda, en caso contrario, los fundamentos teóricos serán los encargados de elegir la opción más razonable. (Uriel y Aldás, 2005)

Dependiendo de la técnica empleada se distinguen dos clases de métodos, los métodos jerárquicos y los métodos no jerárquicos. La elección de uno u otro será tomada por el investigador, pudiendo combinar ambos métodos. A continuación se procederá a la descripción de ambos, sin embargo, es el jerárquico el empleado con mayor asiduidad en el cluster de variables (Ferrán, 1996).

Métodos jerárquicos

En este tipo de métodos los grupos se van formando de forma progresiva, uniendo o separando grupos o individuos en función de su similitud. A medida que se avanza en el proceso de agrupamiento se va desarrollando una estructura en forma de árbol, a partir de la cual se decide el número de grupos a obtener, ya que es algo que no se conoce a priori. Los métodos jerárquicos pueden dividirse en dos tipos:

Métodos de aglomeración, los cuales parten de la división de cada observación en un grupo diferente, para posteriormente ir agrupando en sucesivos pasos aquellas que presenten una mayor similitud, hasta reunir en un mismo conjunto a todas las observaciones. Estos son los más empleados, dada la mayor simplicidad de cálculos (Peña, 2002).

Métodos divisivos. En este caso, a diferencia de lo que ocurre en el anterior, todas las observaciones aparecen recogidas en único grupo, para dividirse sucesivamente en grupos más pequeños, eliminando las observaciones más distantes. El límite se alcanzará cuando cada observación pertenezca a un grupo diferente.

Otra decisión a tomar en los clusteres jerárquicos es lo que se denomina eslabonamiento. Para Jorge de la Garza et al. (2013), el eslabonamiento consiste en

volver a fijar el nivel de parecido de un nuevo grupo con el resto de elementos que componen la muestra. Existen diversos criterios para poder llevar a cabo esta acción dentro de los métodos aglomerativos, entre ellos, Daniel Peña (2002) define los siguientes:

- Encadenamiento simple o vecino más próximo. Para formar dos grupos nuevos, la distancia entre ellos será la menor de las distancias que había antes de su constitución, es decir, la distancia entre los dos elementos más cercanos de cada grupo. Tiende a formar grupos alargados, con elementos muy diferentes en los extremos.
- Encadenamiento completo o vecino más alejado. Entre dos posibles grupos nuevos, la distancia será la mayor de las distancias que había antes de su fusión, es decir, la distancia entre los dos elementos más alejados de cada grupo. Acostumbra producir grupos esféricos.
- Encadenamiento medio. La distancia entre dos grupos nuevos es la media ponderada entre las distancias que había entre los miembros de los grupos antes de la formación de los mismos.
- Método del centroide. Normalmente se utiliza solo con variables continuas. La distancia entre dos grupos es igual a la distancia euclídea entre sus centros, siendo estos los vectores de medias de las observaciones pertenecientes al grupo.
- Método de Ward. A diferencia de los casos anteriores, ahora se parte de los elementos y no de la matriz de distancias. Se define una medida global de la heterogeneidad de un conjunto de observaciones. Consiste en sumar las distancias euclídeas al cuadrado entre cada elemento y la media de su grupo. Se irán uniendo grupos que implican el menor crecimiento posible del indicador.

Dentro de los métodos divisivos para Vidal Díaz de Rada (2002) el método más empleado es el de William-Lambert, indicado especialmente cuando se trabaja con variables dicotómicas. Su cálculo se basa en la distancia chi-cuadrado.

La representación gráfica más empleada con este tipo de métodos es el dendograma. En él se representa el proceso de agrupamiento, comenzando con los elementos individuales y acabando en un único grupo.

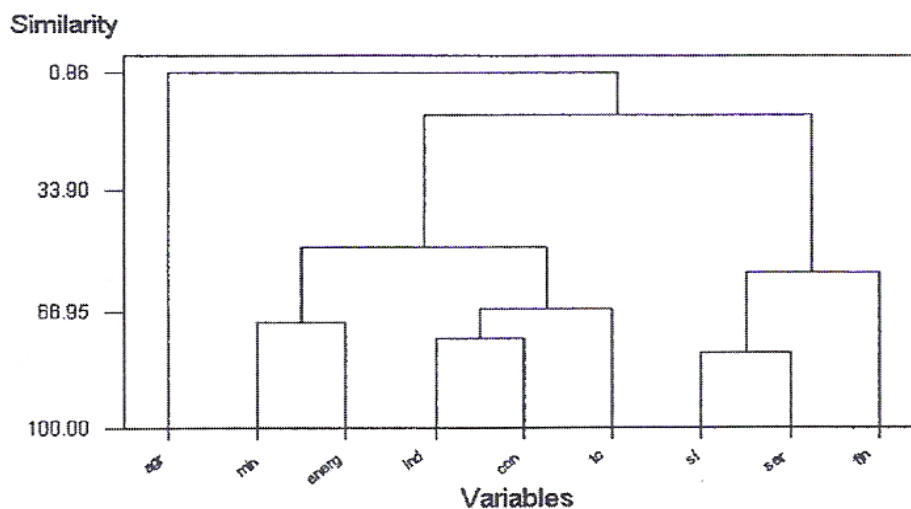


Figura 1: ejemplo de dendograma. Reproduce la agrupación de un conjunto de variables, indicando la distancia a la que se efectúa la unión en el eje de ordenadas. Las distintas uniones se llevan a cabo a través de dos líneas verticales procedentes de las variables y una horizontal encargada de conectarlas para la distancia correspondiente.

FUENTE: Peña (2002), p. 241

Cuántos grupos formar es una de las decisiones más difíciles para el investigador. Jorge de la Garza et al. (2013) proponen varias alternativas para ayudar a definir el número más apropiado de clusters, todas ellas basadas en el aumento de la heterogeneidad necesario para proceder a la siguiente unión de grupos. La primera de ellas consiste en analizar las variaciones porcentuales que experimentan los coeficientes de similitud al realizar las sucesivas agrupaciones. Una mayor variación implica un aumento de la heterogeneidad en los grupos, por lo que el número quedará definido por un cambio brusco del coeficiente. Otras posibilidades buscan este mismo cambio, pero gráficamente; representando los conglomerados y sus distancias, o analizando directamente el dendograma para observar los saltos que se producen en las distancias al realizar las sucesivas agrupaciones, cuando la distancia al pasar de una agrupación a otra es muy elevada, el proceso se detiene¹.

A pesar de lo expuesto hay que tener en cuenta que, aun empleando alguna de las alternativas, no siempre se va a obtener un conocimiento absoluto sobre el número de conglomerados a formar. La duda entre dos posibles valores es frecuente que

¹ En el anexo D se pueden observar dos ejemplos de gráficas en las que se representan los conglomerados y sus distancias, y otros dos ejemplos de como se pueden definir los grupos en el dendograma, señalados mediante rectángulos para una distancia concreta.

surja, por ello, los aspectos teóricos sobre el fenómeno analizado y los conocimientos previos que posea el investigador pueden ayudar a solucionar este problema.

Métodos no jerárquicos

En los métodos no jerárquicos se conoce a priori el número de grupos que se desea formar, por tanto, se persigue asignar cada observación al grupo que presente características más parecidas a las suyas, en donde la distancia de cada observación con respecto a un punto central, conocido como semilla sea reducida. El método no jerárquico habitual es el de k-medias. Como dice Vidal Díaz de Rada (2002), el objetivo es formar grupos uniformes, maximizando la varianza entre grupos y minimizándola dentro de cada grupo. Estos métodos son recursivos, puesto que una vez conseguido el resultado, se recalculan los centroides y se vuelve a realizar la asignación (Uriel y Aldás, 2005).

En los métodos no jerárquicos el número de grupos que deben formarse viene determinado, bien por experiencias o estudios previos, o bien a través de los resultados obtenidos al realizar primero un procedimiento jerárquico. Además, hay que señalar que un número reducido de grupos puede desencadenar un resultado muy pobre al estudiar grupos demasiado heterogéneos, mientras que trabajar con muchos grupos puede dificultar la interpretación. (Luque, 2012).

¿Qué método es preferible?

Esta cuestión no tiene una respuesta única, debido a que dependiendo de la situación será mejor el uso de un método u otro, pudiendo incluso emplearse ambos métodos en un mismo análisis. Hair et al. (1999) exponen algunas consideraciones a tener en cuenta para ambos métodos.

Los métodos jerárquicos son los más útiles si se va a trabajar con una muestra de reducido tamaño en la que los datos atípicos no constituyen un problema dada su ausencia. Si esto no se cumple, el resultado puede verse distorsionado con el uso de esta técnica sino se realiza con cautela.

Los métodos no jerárquicos pueden resultar complicados en lo que respecta al cálculo de las semillas, pero en cambio son los más idóneos cuando existen problemas de datos atípicos o variables irrelevantes, fruto de la menor influencia que

ejercen sobre los resultados, siempre y cuando las semillas no sean elegidas de forma aleatoria. Aunque, esto no impide que diferentes semillas puedan dar soluciones distintas si se dan los problemas anteriores.

5. Validación de los resultados e interpretación de los grupos.

Comprobar que los resultados obtenidos son válidos es una parte fundamental del análisis. Teodoro Luque (2012) expone algunos aspectos que deben ser tratados en esta fase como la verificación de si los resultados son representativos de la población, generalizables a otras poblaciones y estables en el tiempo (p. 174).

La elección entre las diferentes medidas de similitud o métodos de agrupamiento pueden condicionar la solución. No obstante, existen diferentes procedimientos para comprobar si los resultados obtenidos pueden ser aceptados, entre los que Teodoro Luque (2012) y Vidal Díaz de Rada (2002) destacan los siguientes:

- Repetir el proceso con diferentes medidas de similitud y agrupamiento para comprobar si los grupos formados se mantienen estables.
- Dividir la muestra en dos partes y repetir el análisis para cada una de ellas, comprobando si los resultados coinciden.
- Realizar un análisis de la varianza para comprobar si la variabilidad de las variables entre grupos es mayor que dentro de cada uno.
- Efectuar un análisis discriminante que permita revelar el porcentaje de elementos que están correctamente asignados.

En los métodos jerárquicos la interpretación de los grupos se realiza analizando los valores que toman las variables representativas de cada grupo, para comprobar cuáles son las características que predominan en cada cluster. En cambio, en los métodos no jerárquicos el análisis de la varianza es una técnica útil para encontrar diferencias entre grupos. (Luque, 2012)

2. APLICACIÓN DEL ANÁLISIS CLUSTER A MEDIDAS MULTIDIMENSIONALES DE BIENESTAR

2.1 Introducción.

La segunda parte del trabajo consiste en ejemplificar la utilidad del análisis cluster, aplicándolo al estudio del bienestar. Para ello se tomará como referencia el artículo “Cluster analysis for measuring welfare and quality of life across countries”, elaborado por Hirschberg, Maasoumi y Slottje (1991), y publicado en el “Journal of Econometrics”. Su trabajo se centra en la agrupación de variables representativas del bienestar (tasa de crecimiento del PIB p.c., tasa de alfabetización, esperanza de vida, tasa de mortalidad infantil, derechos políticos...) medidas para 120 países, atendiendo a la similitud de comportamiento. Posteriormente, proceden al cálculo de un índice de bienestar multidimensional a través de dos formas diferentes (media aritmética y media geométrica), teniendo en cuenta la formación de los grupos para la agregación de las variables al mismo.

En este caso el objetivo es realizar un análisis similar al expuesto en el artículo de referencia, actualizando las variables incluidas en el índice sintético de bienestar, conforme a la estructura que presentan este tipo de índices en los últimos años. La muestra de países seleccionada será lo más amplia posible, dentro de la disponibilidad de datos. Además, se realizará el análisis cluster para diferentes grupos de países, comprobando así la fiabilidad de los resultados.

Antes de realizar el análisis es necesario conocer qué se entiende por bienestar y cuáles son las distintas dimensiones que lo integran, así como las diferentes propuestas para medirlo.

2.2 Concepto de bienestar e índice multidimensional.

2.2.1 Bienestar.

Para definir el bienestar no existe un único concepto, ya que podemos decir que se trata de una medida sujeta a la perspectiva que cada uno quiere dar del mismo. Además, hay que tener en cuenta que el concepto de bienestar es multidimensional, no está formado por una única dimensión, sino que son varias las que lo integran, cuya elección, en ocasiones, varía dependiendo del criterio del analista, dificultando la tarea de encontrar una definición ampliamente aceptada por todos. A pesar de todo esto, si la concepción adoptada cumple los objetivos de facilitar la toma de decisiones y permitir un entendimiento aproximado de la realidad, esta concepción será válida. (Pena, 1977).

Esta percepción multidimensional del bienestar provoca que para analizarlo y entenderlo además de la dimensión objetiva, encargada de evaluar la calidad de las condiciones de vida de los ciudadanos², hay que introducir la subjetiva³, la cual es dividida por muchos autores en tres componentes: satisfacción por la vida, afecto positivo y afecto negativo.

Una definición general y simplista de bienestar es aquella que lo define como la sensación que posee una persona al ver todas sus necesidades presentes satisfechas, tanto fisiológicas como psicológicas, a la vez que mantiene expectativas alentadoras para el futuro. Los deseos a futuro y la posibilidad de poder cumplirlos de inmediato en el corto y medio plazo afectan notablemente a esa sensación. (Duarte y Jiménez, 2007)

Tradicionalmente, el PIB per cápita (u otro indicador económico similar) se ha considerado como una medida adecuada del bienestar y del crecimiento económico, dejando a un lado aspectos demográficos y socioeconómicos relevantes. Esto se debe a que años atrás la principal preocupación era incrementar la riqueza material, cuando se sabe en la actualidad, que esta aunque sea importante es solo una dimensión más

² Protagonista en el enfoque escandinavo del concepto de calidad de vida, el cual “define al bienestar como un control individual sobre los recursos a través del cual lo individuos pueden controlar y conscientemente dirigir sus condiciones de vida.” (Cerdeja y Vera, 2008)

³ Medida en el enfoque estadounidense de la calidad de vida, que “define el bienestar en términos de la satisfacción de necesidades que pueden ser determinadas mejor por los mismos individuos.” (Cerdeja y Vera, 2008)

del bienestar. Este hecho supuso que las críticas al PIB fuesen en aumento, el cual refleja exclusivamente el valor total de la producción de bienes y servicios alcanzada en un país, sin tener en cuenta aspectos cualitativos de los bienes y servicios, aspectos distributivos, las dotaciones de bienes duraderos e infraestructura, el valor del trabajo doméstico... (Villar Notario, 2012).

La concepción general del bienestar cambió a raíz de la presentación de Amartya Sen en las Conferencias de Turner (1979), dando lugar a la aparición de la teoría de las capacidades de Sen. Esta teoría pasó a considerar como un logro para el bienestar las realizaciones personales y la libertad para ejecutarlas fruto de las capacidades propias de las personas. Los recursos disponibles se convierten en un simple medio para conseguir los funcionamientos de los individuos. Dicho cambio suscitó la aparición del bienestar social que incluye una dimensión dedicada al bienestar material. (Jurado y Pérez, 2007; Sen, 1980, 1985a, 1985b, 1987, 1995, 1996 citado en Actis, 2008)

Una actuación más reciente que persigue objetivos similares a los que en su día reivindicó Sen es la llevada a cabo por Nicolas Sarkozy en 2009, a través de la creación de una comisión integrada por los economistas Joseph E. Stiglitz, Jean-Paul Fitoussi y el propio Amartya Sen, para hablar en profundidad sobre las limitaciones del PIB como indicador de progreso social y proponer alternativas. Es incorrecto pensar que se puede medir el bienestar de una nación desde una perspectiva unidimensional, que incluya exclusivamente el PIB, este debe asociarse con otros indicadores para constituir índices multidimensionales, que consideren simultáneamente aspectos del bienestar humano y del potencial económico existente (Herrero, Martínez y Villar, 2010). Puede ocurrir que el PIB aumente, que exista crecimiento económico, a la vez que perjudica determinados aspectos del bienestar, como se demuestra con la hipótesis del Umbral, en donde a partir de un cierto valor de PIB marcado como límite, mayor crecimiento del mismo no se va a traducir en mayor nivel de bienestar, sino todo lo contrario (Stiglitz et al., 2013).

Por todo esto, determinar una medición cuantitativa exacta del nivel de bienestar es difícil, fruto del propio concepto, ya que los elementos materiales que incluye sí serían fácilmente cuantificables, pero los elementos no materiales, subjetivos, que lo componen y dependen del comportamiento humano, resultan más complicados de medir. (Analistas económicos de Andalucía, 1997)

2.2.2 Índice sintético de bienestar.

Los indicadores definidos por Bauer (1966) citado por José Antonio Leal (2009) son “estadísticos, series estadísticas y todas las demás formas de vivencia que permitan evaluar donde estamos y a donde vamos en relación con nuestros valores y objetivos, valorar programas específicos y determinar su impacto.”

En este trabajo se medirá el bienestar a partir de un índice sintético. Este se puede definir como un indicador compuesto, una representación simplificada del bienestar que busca sintetizar el concepto multidimensional que lo caracteriza en un índice simple. Puede ser de carácter cualitativo o cuantitativo según convenga y deberá incluir tanto indicadores objetivos (indicadores sociales y económicos) como subjetivos de bienestar. Para ser un indicador compuesto tiene que cumplir dos condiciones: definir claramente el atributo que va a medir y disponer de información fiable para realizar la medición. (Schuschny y Soto, 2009)

Las principales ventajas derivadas del empleo de indicadores compuestos en la medición del bienestar, definidas por Schuschny y Soto (2009) son: su capacidad para integrar y simplificar las diferentes dimensiones del bienestar; su facilidad de interpretación debido a la reducción de la lista inicial de indicadores; su poder para atraer la atención del público debido a la mayor capacidad comparativa entre unidades de análisis; y por último, destaca su facilidad para valorar la eficacia de las políticas y la rendición de cuentas por parte de los gobernantes. Otra ventaja que surge, presentada por Diener y Suh (1997), es la reducción del coste de conseguir información más minuciosa.

Analistas económicos de Andalucía (1997) recogen las principales limitaciones derivadas del uso de índices sintéticos en la medición del bienestar:

- Ambigüedad con respecto al significado del indicador. Esto hace referencia a la dificultad que surge en ocasiones para determinar el efecto final de un indicador social sobre el nivel de bienestar. Mientras que para unos casos la relación entre indicador social y bienestar es positiva, para otros esa misma relación puede ser negativa. Suele ocurrir cuando se mide el bienestar simultáneamente para países en desarrollo y desarrollados. En este trabajo se mezclan ambos tipos de países por lo que hay que tener cuidado con la selección de variables.

- Escasez de datos estadísticos. Es frecuente la carencia de datos para indicadores sociales de gran relevancia en la medición de alguna de las dimensiones del bienestar, ya sea por la dificultad de su cálculo o por la falta de adaptabilidad al entorno que se mide.
- Heterogeneidad de las fuentes. A la hora de extraer los datos para los diversos indicadores hay que evitar emplear un gran número de fuentes distintas, puesto que eso puede provocar que los datos no sean homogéneos. En la realización de este trabajo se persiguió que el número de fuentes fuese bajo.
- Equidistribución territorial. En ocasiones, puede suceder que algún indicador social no esté presente en todos los ámbitos territoriales, obligando a la eliminación del mismo del análisis, dado que podría dar lugar a una medición errónea del bienestar.

Los indicadores empleados para el análisis de bienestar se obtienen principalmente de censos de población, registros administrativos y encuestas por muestreo; y son el resultado final del trabajo realizado por infraestructuras estadísticas complejas, necesarias para la obtención de indicadores de calidad de forma continuada en el tiempo. (Cecchini, 2005)

A la hora de integrar los diferentes indicadores en el índice sintético nos podemos encontrar con diversos problemas, entre los que Pena Trapero (2009) destaca los siguientes:

- La heterogeneidad de las unidades de medida en que se expresan los indicadores.
- La posible interdependencia que pueda existir entre ellos.
- La ponderación que se le dará a cada indicador simple dentro del dominio que representen, y a su vez la que este tendrá sobre el total.

2.3 Elaboración del índice sintético propuesto.

Los distintos índices de bienestar existentes en la actualidad difieren en los dominios e indicadores escogidos, en las transformaciones aplicadas a los mismos, la sustituibilidad entre ellos y en la elección de los pesos que se aplican a cada dimensión. (Decancq y Lugo, 2010). Para realizar el índice sintético de bienestar

propio de este estudio y seleccionar las variables del análisis cluster sirvieron de inspiración los cinco índices descritos a continuación:

IDH

El Índice de Desarrollo Humano (IDH) fue presentado por las Naciones Unidas en 1990 y en la actualidad es el indicador multidimensional más conocido. Se encarga de medir el nivel de desarrollo de los países, basándose en el enfoque de Sen, que emplea las capacidades para aproximar el desarrollo en lugar de considerar las realizaciones. (Villar, 2010)

Se compone de tres dimensiones: salud (medida a través de la esperanza de vida al nacer), educación (medida mediante una combinación entre los años medios de educación de las personas mayores de 25 años y los años esperados de escolarización) y renta (medida con la renta per cápita, es decir, el ingreso nacional bruto per cápita medido en dólares ajustados por la paridad del poder adquisitivo). Para elaborar el índice, primero hay que normalizar las variables de cada una de las dimensiones, utilizando sus valores extremos, sustituidos hoy en día por valores fijos (Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, 2014), obteniendo así tres índices intermedios que tomarán valores entre 0 y 1. Con respecto a la renta per cápita, hay que emplear logaritmos de forma que quede reflejada la utilidad marginal decreciente de la misma. Finalmente, los tres indicadores intermedios se promedian para crear un único índice, empleando actualmente la media geométrica como fórmula de agregación. (Villar Notario, 2012)

IBES

Uno de los índices de bienestar elegidos más populares es el Índice de Bienestar Económico Sostenible (IBES), creado por Herman Daly y John Cobb Jr. en 1989 y sometido a múltiples versiones a lo largo de la geografía mundial. Surge ante la perspectiva de crear una medida de bienestar económico alternativa al PIB. La idea original consistía en sumar al valor de consumo, ajustado por la desigualdad en la distribución, los servicios de trabajo doméstico no pagados, los gastos públicos no defensivos, la formación de capital y los cambios en la posición de inversión internacional neta; y restar los gastos privados defensivos, la degradación ambiental y la depreciación de los recursos. La parte medioambiental del índice tiene en cuenta tanto la contaminación actual como el deterioro medioambiental a largo plazo

(Prochowicz y Sleszynski, 2006). La mayoría de las variables empleadas para la elaboración final del IBES son manipuladas previamente antes de incluirlas. Las seleccionadas para este trabajo se basan en la variable original, antes de someterla a transformaciones.

Más reciente es el Indicador de Progreso Genuino (IPG), no tratado aquí por presentar unas características y unos objetivos muy similares al IBES, teniendo este último un mayor alcance.

Índice para una Vida Mejor

Desde 2011 la OCDE tiene un índice propio de medición del bienestar, conocido como Índice para una Vida Mejor (Better Life Index). Este proyecto surgió en paralelo al trabajo realizado por la Comisión Stiglitz-Sen-Fitussi, siguiendo las recomendaciones de la misma (Prieto y Nieto, 2014). Su principal objetivo consiste en medir los aspectos de la vida importantes para la gente, logrando una mayor comprensión sobre lo que se necesita para incrementar el nivel de bienestar (Stefaner, Rausch, Leist, Paeschke, Baur y Kekeritz, 2015).

El Índice para una Vida Mejor se localiza en una página web interactiva creada por la OCDE, donde los ciudadanos de los países miembros más Brasil y Rusia ponderan las dimensiones que lo integran según el orden de importancia para ellos, creando así sus propios índices para una Vida Mejor, y evitando el problema de las ponderaciones que aparece en los índices sintéticos. Se compone de 11 dimensiones: vivienda, ingresos, empleo, comunidad, educación, medio ambiente, compromiso cívico, salud, satisfacción con la vida, seguridad y equilibrio entre el trabajo y la vida. Varias de las variables empleadas en este índice han sido extraídas para el análisis del bienestar en este trabajo, adaptándolas a la disposición de datos mundiales.

Índice de Prosperidad Legatum

El Índice de Prosperidad Legatum se trata de uno de los índices más importantes a nivel mundial para la medición del progreso global, combinando riqueza y bienestar simultáneamente. Ofrece un ranking anual para 142 países a través del análisis de los mismos mediante 8 subíndices (economía, emprendimiento y oportunidad, gobierno, educación, salud, seguridad y protección, libertad personal y capital social). Uno de los principales inconvenientes que presenta se debe a la

dimensión del bienestar subjetivo, representado por un gran número de variables, no siendo del todo fiables las respuestas obtenidas en algunos países, como Arabia Saudí o Emiratos Árabes Unidos, fruto del temor de la gente a dar opiniones sinceras sobre determinados aspectos, como puede ser el gobierno. (The Legatum Institute Foundation, 2014) Esta va a ser precisamente la dimensión de interés que servirá de apoyo para la obtención de datos, siendo el anterior un riesgo latente en todos los trabajos en los que se mida la dimensión subjetiva del bienestar.

En cuanto a la metodología empleada, se parte de un total de más de 200 variables, las cuales, previo análisis de regresión, se reducen a 89 sometidas posteriormente a un proceso de normalización y asignación de pesos en función de la importancia de cada dimensión. (The Legatum Institute Foundation, 2014)

Índice de Progreso Social

El Índice de Progreso Social, al igual que el anterior es un índice multidimensional encargado de medir el progreso de las naciones y como consecuencia su bienestar. Fue creado por un equipo de expertos bajo la iniciativa de “Social Progress Imperative”. Se compone para 2015 de 52 indicadores sociales y ambientales divididos en tres dimensiones de progreso social distintas: necesidades humanas básicas (vivienda, seguridad personal...), fundamentos de bienestar (acceso a conocimientos básicos, sostenibilidad del ecosistema...) y oportunidades (libertad personal y de elección, derechos personales...). Algunos de los indicadores empleados en este índice son usados en el trabajo, dada la facilidad para encontrar datos mundiales sobre ellos. (Social Progress Imperative, 2015)

2.4 Selección de variables para el índice: análisis cluster.

2.4.1 Dominios y variables.

Para tener una adecuada medición del bienestar es fundamental que se midan todos los aspectos relevantes del mismo, empleando para ello los mejores indicadores disponibles (Prieto y Nieto, 2014). En este caso el elevado número de países seleccionados y su heterogeneidad en cuanto al nivel de desarrollo dificultan encontrar buenos indicadores válidos para toda la muestra, incrementando así la probabilidad de excluir dimensiones o indicadores estadísticamente relevantes. Igualmente, es muy

importante seleccionar los dominios que se pretenden introducir en el cálculo del bienestar basándose en fundamentos teóricos u otros índices calculados previamente, no puede ser aleatorio.

Las dimensiones elegidas en el presente trabajo para formar parte del índice sintético de bienestar van en consonancia con las propuestas por la Comisión creada por Sarkozy, entre las que están el nivel de vida material (ingresos, consumo y riqueza), la salud, la educación, las actividades personales (incluido el trabajo), la voz política y gobernanza, las conexiones y relaciones sociales, el entorno (tanto presente como futuro) y la inseguridad física y económica. (Stiglitz, et al., 2013) En este estudio varía ligeramente la nomenclatura que se le concede a cada una ellas, en armonía con otros trabajos realizados por la OCDE y la Comisión Europea en materia estadística. A continuación se muestra cada una de estas dimensiones con las variables que las integran:

- Renta y patrimonio: ingreso nacional bruto per cápita, gasto final del consumo de los hogares..., coeficiente de Gini, crédito interno provisto por el sector bancario, formación bruta de capital fijo.
- Empleo: tasa de participación de la población activa (desagregada por género), tasa de desempleo, percepciones individuales de bienestar sobre el trabajo.
- Salud: esperanza de vida al nacer, gasto total en salud, percepciones individuales de bienestar sobre la salud, tasa de mortalidad infantil.
- Educación: promedio de años en la educación (desagregado por género), años previstos de escolarización, población con al menos educación secundaria.
- Naturaleza y entorno: mejora del suministro de agua en el sector urbano, percepciones individuales de bienestar con la calidad del agua, agotamiento de los recursos naturales, emisiones de dióxido de carbono per cápita.
- Seguridad: percepciones individuales de bienestar con la seguridad.
- Gobierno y derechos básicos: percepciones individuales del gobierno (esfuerzos para hacer frente a los pobres), libertad de elección.
- Relaciones sociales: percepciones sobre las relaciones sociales.
- Satisfacción con la vida: percepciones individuales de bienestar sobre el estándar de vida.
- Vivienda y condiciones materiales: posibilidad de acceso a vivienda y alimentación, acceso a electricidad, usuarios de internet.

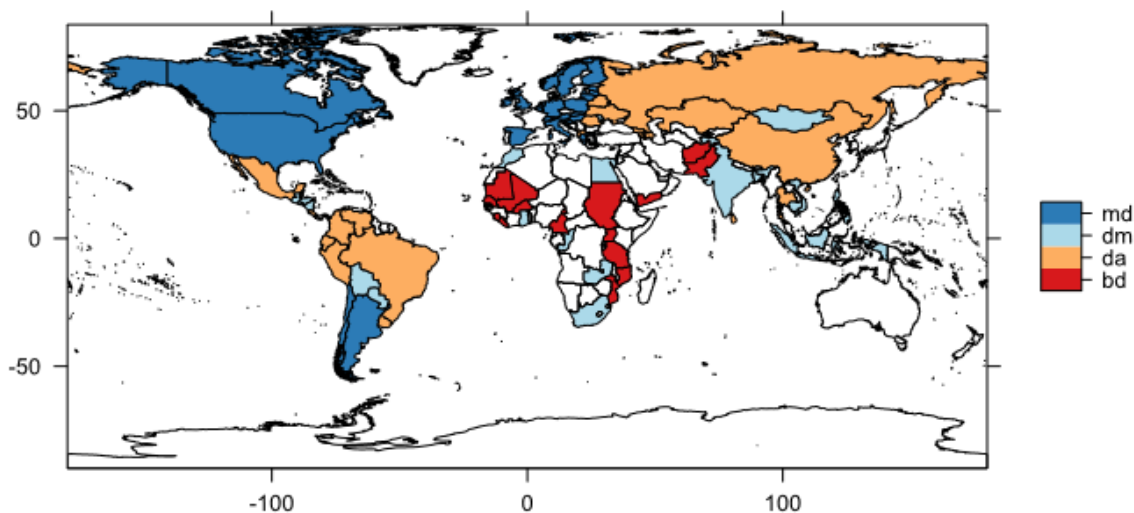
Se parte de 38 variables, incluyendo posibles variables substitutivas de otras con menor número de valores, que no podrán ser descartadas hasta llevar a cabo un estudio más exhaustivo. Estas variables se someten a un análisis para determinar cuáles son las menos significativas entre el conjunto de países y que, por lo tanto, deben de ser eliminadas. El análisis descarta a 10 de ellas, de las cuales por elección propia, en base a estudios previos sobre el bienestar y dada la situación socioeconómica actual, se rescata a 2, manteniendo un total de 27 variables, siendo dos de ellas desagregadas por género. Estas variables, mostradas arriba con sus correspondientes dimensiones, se recogen más detalladamente en el anexo A. Además, las variables que mantienen una relación negativa con el bienestar (coeficiente de Gini, tasa de desempleo, tasa de mortalidad infantil, agotamiento de los recursos naturales, emisiones de CO₂ pc y percepciones individuales de bienestar con la seguridad), a mayor valor de la variable menor valor del bienestar, son multiplicadas por -1 para reflejar así dicha relación.

Los criterios seguidos para la elección tanto de las dimensiones como de las variables fueron: primero, seguir las directrices marcadas por otras instituciones u organizaciones internacionales en sus trabajos en lo referente al análisis del bienestar, segundo, atender a la disponibilidad de datos, y tercero, considerar la calidad, la procedencia de los datos de fuentes fiables que estén actualizadas. El año de referencia es el último para el que hay datos disponibles.

2.4.2 Datos

La mayor parte de los datos se extrajeron de Naciones Unidas, del Informe sobre desarrollo humano de 2014. El principal motivo de esta elección es que se trata de una fuente fiable, en donde las variables son tratadas previamente para unificar las posibles diferencias metodológicas fruto de la distinta procedencia de los datos. Otra fuente empleada como complemento a la anterior es el Banco Mundial, donde se puede encontrar un amplio sistema de indicadores sociales, cuyos datos pueden ser utilizados con confianza. El resto de los datos han sido extraídos de la encuesta Gallup, especialmente, los referidos al bienestar subjetivo. Esta encuesta es de pago lo que obliga a recurrir a otras fuentes en las que aparecen recogidos sus datos como el Instituto Legatum.

Para la elección de los países objeto de estudio, se partió de una muestra inicial de 187 países, la utilizada por Naciones Unidas (NU) en el cálculo del Índice de Desarrollo Humano. La imposibilidad de encontrar datos de las variables deseadas para todos ellos supuso el descarte de varios. Finalmente, después de un proceso arduo de selección para combinar variables y países, se consiguió un conjunto de países variado, integrado por 85 territorios, representativos de todos los niveles de desarrollo determinados por NU. Los países escogidos, además de gráficamente como se demuestra a continuación, aparecen identificados en el anexo B.



Mapa 1: representación de los países empleados para el análisis. Diferencia con cada color el grupo de desarrollo al que pertenecen. Md (desarrollo muy elevado), dm (desarrollo medio), da (desarrollo alto) y bd (bajo desarrollo).

FUENTE: elaboración propia a partir del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (2014).

Como hizo Diener⁴ lo más adecuado sería crear dos índices, uno para los países desarrollados y otro para aquellos que tengan menores niveles de bienestar (Diener y Suh, 1997). Aunque, para realizar un análisis más en profundidad se ha empleado el mismo índice para todos los países, destacando cada uno de ellos en diferentes etapas del proceso de desarrollo, de forma que, obliga a coger diversas variables que puedan definir correctamente la realidad vivida en todos esos países con características tan variadas.

2.4.3 Planteamiento.

De acuerdo con el objetivo del trabajo se llevará a cabo a continuación un análisis cluster. Con su aplicación se conseguirán dos cosas: unas dimensiones del bienestar determinadas por la homogeneidad lograda entre variables dentro de cada cluster formado y, las variables representativas de esas dimensiones, con las que posteriormente se elaborará un índice sintético.

Para manejar las variables es necesario homogeneizar sus valores previamente, por lo que serán normalizadas, tomando la media valor 0 y la desviación típica 1.

Como es habitual en un análisis cluster, el primer paso es elegir la medida de similitud y el algoritmo de agrupamiento usados. Como apoyo en esas decisiones se seleccionaron aleatoriamente dos muestras, formadas ambas por 7 países en cada uno de los niveles de desarrollo propuestos por la ONU⁵, intentando eliminar así los posibles sesgos derivados de un número desigual de países representativos de cada nivel de desarrollo. Este ensayo permitió seleccionar como medida de asociación el coeficiente de correlación al cuadrado, una medida de similitud muy habitual en los análisis cluster de variables. Dicha elección difiere de la propuesta en el artículo de referencia (distancia euclídea), no obstante, los resultados obtenidos con esta medida se acercan más a los deseados.

⁴ Creó el Basic QOL Index de Diener para analizar la calidad de vida de las naciones con menor riqueza, y el Advanced QOL Index para las sociedades avanzadas.

⁵ Para ambas muestras se realizó el análisis cluster con la distancia euclídea y el coeficiente de correlación, pero para reducir la extensión del trabajo solo se refleja el que ha dado mejores resultados, puesto que con la distancia euclídea se obtenían valores atípicos y las variables agrupadas no tenían una interpretación tan homogénea como la obtenida con el coeficiente de correlación al cuadrado.

Respecto del algoritmo de agrupamiento se ha decidido emplear como única técnica de eslabonamiento el método de Ward, debido a que, en este ejemplo, proporciona clusteres más homogéneos y con mejores resultados que los obtenidos con otros métodos como el encadenamiento medio (*average linkage*) o encadenamiento simple (*single linkage*), como se muestra en el anexo C, donde se recogen los resultados de estos dos métodos para las dos muestras de países.

Una tercera decisión en el análisis cluster es el número de grupos que se forman. Observando los dendogramas y las diferencias de altura a la que se une cada grupo para las dos muestras de países empleadas anteriormente, (examinar figuras 7, 8, 9 y 10 del anexo D) se ve que la elección de 4 grupos es apropiada para ambos casos. Sin embargo, comparando las dos muestras surge un problema de falta de homogeneidad en los resultados. Cambiar los países incluidos provoca notables variaciones en los agrupamientos de variables.

Para solucionar esa falta de homogeneidad en los resultados fruto del manejo de dos muestras distintas existen dos posibilidades. La primera es trabajar con todos los países disponibles, con el inconveniente de que su número está desequilibrado a favor de los países más desarrollados⁶.

La segunda posibilidad es la escogida, consiste en realizar el análisis para un número alto de muestras, todas con el mismo número de países en cada nivel de desarrollo y analizar el conjunto de resultados buscando los agrupamientos más frecuentes.

Por lo tanto el estudio final constará de dos etapas. En la primera etapa se realizará el análisis cluster para 100 muestras, formada cada una de ellas por 14 países de cada uno de los niveles de desarrollo determinados previamente por el IDH⁷. Como medida de similitud se empleará el coeficiente de correlación al cuadrado con el método de Ward. El número de grupos considerado será de 4, siguiendo también los resultados obtenidos en el análisis de las muestras previas.

⁶ Trabajando con todos los países se está concediendo mayor importancia a los resultados de los países muy desarrollados, concluyendo con un índice de bienestar sobrevalorado a nivel mundial.

⁷ El motivo de seleccionar esta cifra y no otra se debe a que entre el grupo de países menos desarrollados no se ha podido conseguir un número superior que mantenga datos para todas las variables incluidas en el análisis.

Del análisis anterior saldrán 100 resultados diferentes, iniciándose aquí la segunda etapa. Esta consiste en observar el número de veces que cada par de variables aparece conjuntamente en un cluster para, posteriormente, efectuar un nuevo análisis cluster de variables tomando como medida de asociación el número de veces que coincidieron en el mismo grupo. El resultado de interés para este estudio será el obtenido con este último análisis, el cual resume el alcanzado en la primera etapa.

Una vez hecho el análisis cluster, el último paso es crear el índice sintético a partir de sus resultados. Para la integración de las variables en el mismo, al igual que se hace en el IDH, se les concederá la misma ponderación. Esto no sería lo más adecuado, puesto que no todas tienen la misma influencia sobre el bienestar, pero es una forma de simplificar los cálculos y el trabajo. Asimismo, se emplearán para su integración dos técnicas estadísticas diferentes, la media aritmética y la media geométrica.

2.4.4 Resultados.

Como resumen de los resultados derivados del emparejamiento de variables a lo largo de 100 muestras podemos ver el siguiente dendograma:

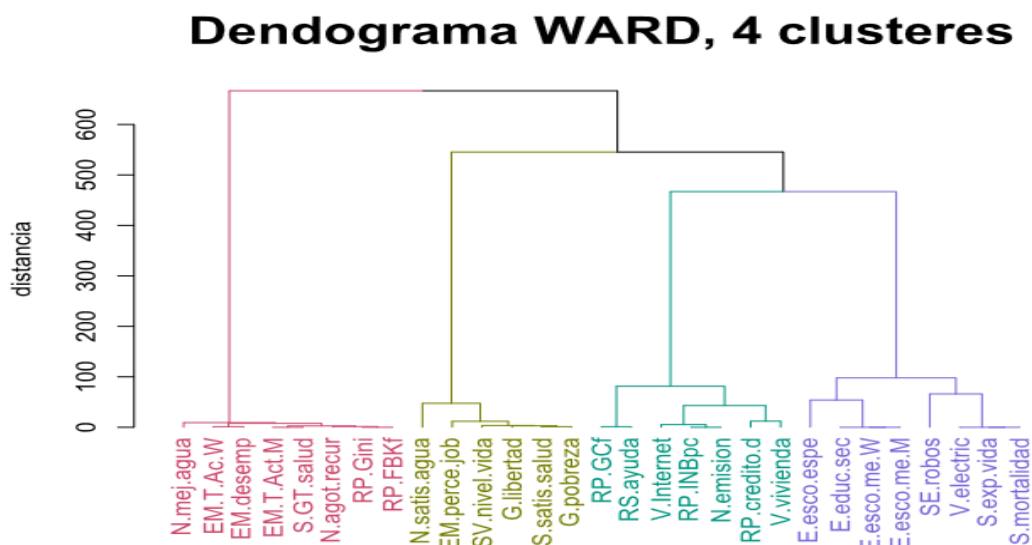


Figura 2: dendograma Ward mediante coincidencias en agrupamientos. Realizado con 100 muestras, cuya división para 4 grupos es clara.

FUENTE: elaboración propia a partir del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, World Bank y Legatum Institute Foundation (2014).

En él se ven claramente las variables que formarán definitivamente los cuatro clusteres, cuya composición se describe a continuación:

- **Grupo 1 (8 variables):** mejor agua, tasa de actividad femenina, desempleo, tasa de actividad masculina, gasto total salud, agotamiento recursos, Gini y formación bruta de capital fijo.
- **Grupo 2 (6 variables):** satisfacción agua, percepción del trabajo, nivel de vida, libertad de elección, satisfacción salud y esfuerzos para salir de la pobreza.
- **Grupo 3 (7 variables):** gasto consumo final, necesidad de ayuda, internet, INBpc, emisiones CO2 per cápita, crédito doméstico y acceso vivienda y alimentación.
- **Grupo 4 (8 variables):** escolarización esperada, educación secundaria, escolarización media femenina, escolarización media masculina, robos sufridos, electricidad, esperanza de vida y tasa de mortalidad.

Caracterización de las variables

Para hacer la caracterización de las variables se han empleado los resultados obtenidos en las figuras 11, 12 y 13 del anexo E, representando las dos primeras, respectivamente, los coeficientes de correlación y de determinación entre variables, y la última el número de coincidencias entre variables en un mismo grupo. Además, para la selección de las variables más relevantes de cada cluster se han utilizado los datos recogidos en la tabla 3 del mismo anexo. A partir de esta información se puede decir lo siguiente sobre los grupos:

GRUPO 1. Entre las dimensiones reflejadas en este grupo (empleo, renta y patrimonio, y entorno y naturaleza) no hay ninguna que destaque. Precisamente, su característica principal es la falta de homogeneidad entre sus componentes. La correlación lineal media existente entre todas sus variables es muy baja, siendo en ocasiones nula, lo que determina que sea un grupo muy heterogéneo. Se puede decir que todas aquellas variables con comportamientos singulares se han unido en este cluster. No obstante, las correlaciones dentro del mismo son superiores a las que obtienen con variables de otros grupos, mostrando así la idoneidad del agrupamiento. Además es importante señalar la estabilidad del grupo, convirtiéndose, entre los 4, en el cluster más estable, debido a que la variable que más fracasa en su asignación, *mejor agua*, lo hace únicamente en 9 ocasiones.

Esta elevada heterogeneidad entre las variables dificulta enormemente la selección de una de ellas como representativa del grupo. Por ello, se considera que lo más apropiado sería escoger en lugar de una, tres variables diferentes. Por un lado, la *tasa de actividad masculina* puesto que mantiene el coeficiente de determinación medio más elevado del grupo ($r_m^2=0.061$). Por otro lado, el *índice de Gini* para tener presente una variable económica que muestre la relación negativa entre bienestar y desigualdad. Por último, *mejor agua* dada la necesidad de representar al bienestar con una variable perteneciente a la dimensión entorno y naturaleza, difícil de conseguir en otros clusters por la baja correlación de sus variables.

GRUPO 2. Este grupo representa al bienestar subjetivo, debido a que todas sus variables hacen referencia al mismo. A diferencia de lo que sucedía en el primer grupo, las correlaciones entre las variables son más elevadas aunque en algunos casos continúan siendo bajas, lo que denota la presencia de un cluster más homogéneo. Quizás lo más destacado en este sentido sea la existencia de correlación relativamente elevada entre la variable *esperanza de vida* (grupo 4) y tres de las variables de este grupo (*satisfacción con el agua*, *percepción del trabajo* y *nivel de vida*), con coeficientes de determinación cercanos a 0,5. Aun así las correlaciones dentro del grupo son superiores, por lo tanto las variables están correctamente asignadas.

La variable *nivel de vida* es la cuarta en adherirse al grupo ya formado por *esfuerzos para salir de la pobreza*, *satisfacción con la salud* y *libertad de elección*. Dicha variable aglutina dos de los coeficientes de correlación medios más elevados del grupo, mostrando así la elevada correlación existente entre *nivel de vida* y *esfuerzos para salir de la pobreza* ($r_m=0.703$), y *nivel de vida* y *percepción del trabajo* ($r_m=0.783$). Está claro que las tres variables se mueven en la misma dirección, siendo el nivel de vida, en este caso la consecuencia de las otras dos.

En un grupo de gran estabilidad es de nuevo la variable representativa de la dimensión entorno y naturaleza (*satisfacción con el agua*) la que menos veces se muestra en el mismo, coincidiendo alrededor de 70 veces con el resto de variables.

Como parecían indicar los anteriores resultados, *nivel de vida* es la variable con mayor correlación lineal media, medida a través del coeficiente de determinación

($r_m^2=0.392$). Por lo tanto, esta sería la más apropiada para explicar los resultados de las otras 5 variables anteriores en el índice de bienestar.

GRUPO 3. Se caracteriza por describir la parte material del bienestar, la renta y los equipamientos. Curiosamente, este es un grupo, que además de presentar fuertes correlaciones entre sus variables, también mantiene variables muy correlacionadas con las del grupo 4. Se puede decir que ciertas variables como *gasto en consumo final* y *necesidad de ayuda* rompen con la homogeneidad del grupo, con todo sigue siendo un grupo bastante uniforme. Cabría pensar que alguna de las variables anteriores no está bien ubicada en su cluster, en cambio, si observamos el número de veces que cada par aparece conjuntamente y las correlaciones con variables de otros grupos las dudas son menores.

Una de las primeras uniones que destaca por su elevada correlación es *INBpc* y *emisiones de CO₂ per cápita* con un $r_m=-0.830$. La razón de que exista una relación negativa tan fuerte se debe como en otros casos a la transformación de la variable *emisiones de CO₂ per cápita*. Con frecuencia las regiones de mayor riqueza son también las más industrializadas y urbanizadas, por lo tanto, también las más contaminadas. Para cumplir lo anterior, la variable emisiones tiene que reducirse, ya que, ahora un mayor valor implica menor contaminación, y esto es justo lo sucedido. *Acceso a internet* es la siguiente variable en unirse a este par, manteniendo, a pesar de su elevada correlación con otras variables fuera de su grupo, un mayor coeficiente de correlación medio con *INBpc* ($r_m=0.890$)

En este grupo la variable más destacada es *INBpc* con un $r_m^2=0.448$, donde el poder explicativo de la misma sigue siendo elevado, aunque a la hora de predecir el bienestar no se puede emplear únicamente una variable de tipo económico, como demuestran sus coeficientes de determinación con el resto de variables seleccionadas.

GRUPO 4. La dimensión predominante en este último grupo es educación, concentrando todas sus variables. Igualmente, es conveniente señalar lo correladas que están las variables en este cluster. Se puede afirmar que estamos ante un grupo homogéneo de variables, exceptuando la presencia de la variable *robos*.

Sobresale la existencia de dos subgrupos dentro del propio cluster. Por un lado, se encuentran tres de las variables integrantes de educación (*educación secundaria, escolarización media femenina y escolarización media masculina*), y por

otro, otras tres variables que también aparecen siempre asociadas conjuntamente (*electricidad, esperanza de vida y tasa de mortalidad*)

Las variables *escolarización media femenina y masculina* ostentan los coeficientes de correlación y de determinación medios más altos dados entre un par de variables ($r_m=0.967$ $r^2_m=0.935$). Este hecho indica que las diferencias de género en la educación se han reducido. También hay que tener presente la fuerte correlación positiva entre *esperanza de vida y tasa de mortalidad infantil*, fruto de la transformación de esta última (mayor valor negativo en la tasa de mortalidad infantil beneficia al bienestar)

De los cuatro grupos este es el menos estable, debido al bajo número de coincidencias en la agrupación de variables como *robos* (en 44 ocasiones por término medio), la cual también está muy unida al cluster 1.

En este grupo los coeficientes de determinación son muy similares entre todas sus variables, con la excepción de *robos*, siendo el más elevado el correspondiente a *escolarización media femenina* ($r^2_m=0.5784436$), proporcionando esta una mayor cantidad de información a la vez que su correlación con el resto de variables es superior.

2.5 Cálculo índices sintéticos de bienestar.

Para finalizar queda la elaboración del índice sintético de bienestar. Los cuatro clusteres de variables obtenidos como resultado del análisis anterior proporcionan una variable más significativa en cada uno de ellos a través de la interpretación del coeficiente de determinación. Estas se considera que tienen suficiente poder explicativo como para abarcar dentro del índice las dimensiones del bienestar que el resto de variables representan en sus respectivos grupos.

En el primer cluster, dada la heterogeneidad de su composición se escogieron 3 variables en lugar de una, puesto que no hay ninguna que destaque por tener un coeficiente de determinación relativamente elevado, sino todo lo contrario. Estas variables son *tasa de actividad masculina, mejor agua e Índice de Gini*.

En el segundo, tercer y cuarto cluster las variables seleccionadas son *nivel de vida, INB per cápita y escolarización media femenina* respectivamente.

Previamente a la elaboración del índice sintético se normalizan las 6 variables que lo constituyen, evitando así la existencia de unidades diferentes. Para ello, se emplea un procedimiento muy similar al IDH, cuya fórmula nombrada por Antonio Villar (2010) es la siguiente:

$$I(x_i) = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

donde x_i es el valor de la variable correspondiente a un determinado país i , $\min(x)$ el valor más pequeño que toma esa variable en el conjunto de países seleccionados, y $\max(x)$ el valor más elevado de la variable. De esta forma, los valores resultantes estarán comprendidos entre 0 y 1, pudiendo ahora realizar comparaciones. Es conveniente señalar que en la normalización del INBpc se utilizan logaritmos para reflejar la importancia decreciente de una unidad adicional de ingreso cuando se posee una renta elevada, transformando la fórmula original de la siguiente forma (Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, 2014):

$$I(x_i) = \frac{\log(\text{INBpc}_i) - \log(\min \text{INBpc})}{\log(\max \text{INBpc}) - \log(\min \text{INBpc})}$$

Una vez normalizadas las variables se agregan al índice, empleando, por un lado, la media aritmética, y por otro, la media geométrica. Los valores correspondientes a esta última, como era de esperar dada su estructura, serán inferiores a los de la media aritmética. En cuanto a los países de referencia para los que se calculará el índice, además de los dispuestos en el análisis cluster se incluirán 31 más.⁸

Los comentarios acerca de los resultados obtenidos se realizarán comparativamente entre los dos índices de bienestar, el INB per cápita normalizado y el IDH, lo que permitirá determinar la insuficiencia del INB como medidor del bienestar y la influencia que ejercen las variables elegidas sobre el nivel de bienestar alcanzado.

⁸ Los países incorporados son: Qatar, Malasia, Panamá, Irán, Jordania, Belice, Bosnia y Herzegovina, Túnez, Surinam, Gabón, Uzbekistán, Siria, Iraq, Kirguistán, Namibia, Laos, Nepal, Kenia, Suazilandia, Ruanda, Nigeria, Madagascar, Benín, Togo, Haití, Costa de Marfil, Malawi, Guinea, Burundi, Chad, República Centroafricana.

2.5.1 Resultados.

Analizando los valores y el raking obtenidos con el cálculo del índice de bienestar a través de la media aritmética y geométrica recogidos en la tabla 4 del anexo F se pueden observar cambios significativos de posiciones, además, como cabría esperar conceptualmente, de presentar esta última, valores inferiores. En ambos casos las fuertes potencias europeas como los países nórdicos, Alemania, Holanda o Suiza, junto con Estados Unidos y Canadá se mantienen en los primeros lugares con variaciones muy leves de posición. Esto nos indica que el nivel de bienestar en estos países medido a través de los 6 indicadores seleccionados es superior al resto del mundo. En el primer tramo, los cambios más llamativos en el ranking los experimentan Lituania (pierde 16 posiciones), Hungría (baja 12 puestos) y Letonia (desciende 14 posiciones). Estos se deben principalmente a la compensación entre variables derivada de la media aritmética, valores inferiores en uno de los indicadores se compensan con valores superiores de otro. Para los tres países cifras elevadas de *escolarización media femenina* y *mejor agua* se compensan con cifras reducidas de *tasa de actividad masculina* y especialmente de *nivel de vida*. En general, los países de Europa del este, donde los niveles de vida son muy bajos, se ven afectados por este inconveniente, bajando todos ellos posiciones en el raking.

Por el contrario, los últimos puestos del ranking están ocupados principalmente por países africanos como Mozambique, la República Centroafricana, Liberia o Ruanda, con la presencia entre otros de Haití, país que a las malas condiciones de vida que venía arrastrando se sumó el terremoto de 2010, debilitando enormemente su nivel de bienestar. En este grupo de países los distintos indicadores muestran valores reducidos provocando como consecuencia, niveles de bienestar muy bajos. No obstante, hay regiones situadas a mitad de tabla que mantienen su posición en el ranking con ambos métodos. Este es el caso de Kirguistán (39), Gabón (77) o Senegal (87). También es conveniente resaltar que las posiciones de Moldavia, Mauritania, Namibia, Togo, Chad y República Centroafricana no se han podido calcular usando la media geométrica, ya que en ellas coincide el extremo inferior (0) de alguna de las variables.

En resumen, como muestran los mapas 2 y 3 del anexo F, los países europeos junto con Norteamérica, parte de Suramérica y del continente asiático son los que

presentan mayores valores para ambos índices, mientras que el continente africano es claramente el perjudicado en nivel de bienestar.

Comparando los resultados de los índices de bienestar con el INBpc y el IDH las variaciones son más que notables. En las primeras posiciones marcadas por la clasificación del IDH, un cambio llamativo es Holanda, país que a pesar de destacar en dimensiones como la educativa, salud o empleo, vive un peor resultado en la económica, bajando al 9º lugar. En situación opuesta se encuentran países como Estonia, Chile o Rusia (en donde a pesar de existir riqueza, la desigualdad de la misma y el bajo nivel de vida son latentes) manteniendo posiciones más elevadas con respecto a su INBpc que a los índices de bienestar. Casos particulares son Italia y Grecia, quienes a pesar de situarse entre los 20 primeros en el IDH, para los índices de bienestar Grecia llega a perder alrededor de 35 posiciones. Esto se debe al empeoramiento de la situación del país con la crisis económica iniciada en 2007. Destacan la caída de la tasa de actividad y el nivel de vida, variables que no se consideran en el IDH, de ahí sus resultados más elevados.

Con respecto a los países del este europeo, estos se caracterizan por lograr posiciones superiores en el INBpc e IDH que en los dos índices de bienestar, el peso negativo de las dimensiones no recogidas por el IDH provocan menores niveles de bienestar relegando a posiciones inferiores en el ranking a dichos países. En situación opuesta se encuentran países del suroeste asiático como Kazajistán, Sri Lanka, Uzbekistán o Tayikistán, junto con Tailandia, Indonesia, Vietnam y Bangladesh, donde los índices de bienestar reflejan una mejor posición en el ranking que la proporcionada por las otras dos medidas. El hecho de que la percepción de la gente sobre el nivel de vida en estos países no sea mala, como a priori se podría pensar, unido a una desigualdad, medida a través del índice de Gini, no elevada suavizan los peores resultados que se pueden dar en otras variables como el INBpc, mejorando el bienestar de estas regiones. La excepción entre este grupo de países asiáticos la marca Iraq donde las malas condiciones de vida como indican los índices de bienestar y el IDH lo retrasan hasta la posición 70, mientras que si únicamente se analizase el INBpc subiría 27 puestos. Esto se debe a que la riqueza del país gracias a los yacimientos de petróleo es elevada pero también es desigual, además de existir graves conflictos bélicos que reducen el nivel de vida de la gente.

Las últimas posiciones del ranking en los cuatro casos están ocupados por los mismos países, principalmente africanos, sin haber grandes diferencias ni en cuanto al nivel de bienestar, ni a la posición que ocupan.

Por lo tanto podemos concluir que el ingreso nacional bruto per cápita no es suficiente para medir el nivel de bienestar de un país. Como se ha demostrado arroja resultados dispares en cuanto a los otros tres índices, puede suceder que regiones enormemente ricas sean a la vez muy pobres en bienestar. Igualmente queda demostrado que las similitudes entre el IDH y los dos índices de bienestar no son suficientes para afirmar que ambos sean sinónimos, dejando en evidencia los fallos del IDH. Existen dimensiones relevantes para analizar bienestar, como el empleo o el bienestar subjetivo, que este último índice no recoge. Aunque, las variaciones medias de posiciones en el ranking son menores entre los índices de bienestar y el IDH (10,67 para la media aritmética y 11,79 para la geométrica) que entre el INBpc (11,92 y 12,46 respectivamente).

CONCLUSIONES

Uno de los objetivos de este estudio era el manejo de la estadística aplicada a un fenómeno socioeconómico como es el bienestar. Su cumplimiento es fácilmente constatable a lo largo de este trabajo.

Por un lado, está presente en la propia definición de bienestar a través de la identificación de los indicadores sociales más idóneos para representar al mismo, en base a la situación económica actual y a diversos estudios realizados recientemente en dicha materia. Este hecho supuso la búsqueda intensiva en diversas fuentes de datos estadísticas para encontrar información actualizada y fiable.

Por otro lado, la estadística ha sido fundamental para lograr el objetivo principal del presente trabajo, mostrar la utilidad del análisis cluster de variables, mediante la formación de 4 grupos de variables con comportamientos similares encargados de medir el nivel de bienestar de diferentes países, a través de la selección de las más representativas de cada uno de ellos.

Antes de decidir las variables más destacadas de cada grupo se analizó la composición de los mismos señalando sus rasgos distintivos. Entre ellos se distingue la formación de tres grupos de variables homogéneos y un cuarto que agrupó aquellas variables difíciles de encajar en un comportamiento común.

A continuación se resumen las principales conclusiones extraídas de cada uno de ellos.

- **Grupo 1:** se caracteriza por ser un grupo muy heterogéneo, donde no sobresale ninguna dimensión. Por ello, los bajos coeficientes de determinación obligaron a seleccionar 3 variables en lugar de 1 como representantes del mismo (*tasa de actividad masculina, mejor agua e índice de Gini*). No obstante, de los 4 grupos formados es el más estable.
- **Grupo 2:** la homogeneidad entre las variables es superior, con coeficientes de correlación más elevados. Este grupo representa al bienestar subjetivo, siendo

la variable *nivel de vida* la más destacada, al estar correlacionada con más variables.

- **Grupo 3:** se trata de un grupo cuyas variables no solo están correlacionadas entre sí, sino que también poseen correlaciones significativas con variables del grupo 4. No obstante, su estabilidad denota la correcta asignación. Representa al bienestar material, y como no podía ser de otra forma el *INBpc* aglutina una mayor cantidad de información con respecto al mismo.
- **Grupo 4:** es el grupo más homogéneo de los 4 con fuertes correlaciones entre las variables, rompiendo únicamente esa uniformidad la variable *robos*, la cual ayuda a que también sea el menos estable. La dimensión educación adhiere sus 4 variables en el mismo grupo, siendo *escolarización media femenina*, la destacada del cluster.

Por último, se incorporaron las variables mas significativas de cada cluster a un índice sintético calculado de dos formas distintas a través de la media aritmética y de la geométrica. Los resultados para ambas medidas fueron distintos, logrando la media aritmética valores superiores, fruto de la compensación que ejerce entre variables. Con todo, los países del centro europeo junto con norteamérica ocupan las primeras posiciones en ambos casos, mientras que África es el continente con peores resultados.

Las variaciones en el ranking derivadas del empleo de estas dos medidas no son tan elevadas como las sufridas en comparación con el IDH y el INBpc. Este hecho permite extraer dos conclusiones fundamentales: en primer lugar, el INBpc no es suficiente para medir el bienestar, puesto que este también engloba otras dimensiones importantes que no son valoradas en el INBpc, como se observa en los índices sintéticos de bienestar calculados. En segundo lugar, el IDH tampoco es suficiente para analizar el bienestar, a pesar de mostrar resultados más próximos a los índices sintéticos creados, puesto que carece de dominios determinantes.

BIBLIOGRAFÍA

- Actis, E. (2008). La operacionalización del concepto de Bienestar Social: un análisis comparado de distintas mediciones. *Observatorio Laboral Revista Venezolana*, 1(2), 17-42.
- Aldenderfer, M. S. y Blashfield, R. K. (1984). *Cluster analysis*. California: Sage Publications.
- Analistas Económicos de Andalucía (1997). *Indicador sintético de bienestar municipal de Andalucía*. Recuperado de <http://www.economiaandaluza.es/publicaciones/indicador-sintetico-bienestar-municipal-andalucia>
- Carrasco, S. (2005). *Aproximación a la Estadística desde las Ciencias Sociales*. Valencia: Universidad de Valencia. Recuperado de <http://www.uv.es/carrascos/Publicaciones.htm>
- Cecchini, S. (2005). Indicadores sociales en América Latina y el Caribe. *Estudios Estadísticos y Prospectivos*, 34. Chile: Naciones Unidas, CEPAL, División de Estadística y Proyecciones Económicas. Recuperado de <http://hdl.handle.net/11362/4735>
- Cerda, T. y Vera, X. (2008). *Indicadores sociales y marcos conceptuales para la medición social*. Chile: Instituto Nacional de Estadísticas. Recuperado de http://www.ine.cl/canales/sala_prensa/revistaseconomicas/documentostrabajo/30_06_09/documento_de_trabajo_indicadores_sociales.pdf
- Chavent, M., Kuentz-Simonet, V., Liquet, B. y Saracco, J. (2012). ClustOfVar: An R package for the clustering of variables. *Journal of Statistical Software*, 50(13), 1-16.
- Cuadras, C. M. (1996). *Métodos de análisis multivariante*. Barcelona: EUB.
- De la Garza, J., Morales, B. N. y González, B. A. (2013). *Análisis estadístico multivariante*. Madrid: McGraw-Hill Educación.
- Decancq, K. y Lugo, M. A. (2012). Weights in multidimensional indices of well-being: An overview. *Econometric Reviews*, 32(1), 7-34.
- Díaz, V. (2002). *Técnicas de análisis multivariante para investigación social y comercial*. Madrid: RA-MA Editorial.

- Diener, E. y Suh, E. (1997). Measuring quality of life: economic, social, and subjective indicators. *Social Indicators Research*, 40(1-2), 189-216.
- Duarte, T. y Jiménez, R. E. (2007). Aproximación a la Teoría del Bienestar. *Scientia et Technica*, 1(37), 305-310.
- Endrizzi, I. (2008). *Clustering of variables around latent components: an application in consumer science*. Tesis doctoral, Alma Mater Studiorum - Università di Bologna. doi: 10.6092/unibo/amsdottorato/667
- Ferrán, M. (1996). *SPSS para Windows: programación y análisis estadístico*. Madrid: McGraw-Hill.
- Social Progress Imperative (2015). Índice de Progreso Social. Recuperado de <http://www.socialprogressimperative.org/es/data/spi>
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L. y Black, W. C. (1999). *Análisis multivariante* (5ª ed.). Madrid: Prentice Hall Iberia.
- Herrero, C., Martínez, R. y Villar, A. (2010). Improving the measurement of human development. *Human Development Research Paper*, 12. Nueva York: PNUD-HDRO. Recuperado de <http://hdr.undp.org/es/content/improving-measurement-human-development>
- Hirschberg, J. G., Maasoumi, E. y Slottje, D. J. (1991). Cluster analysis for measuring welfare and quality of life across countries. *Journal of Econometrics*, 50, 131-150. doi:10.1016/0304-4076(91)90093-S
- Jurado, A. y Pérez, J. (2007). *Aproximación a un índice de bienestar económico multidimensional para las CCAA españolas*. Ponencia presentada en el XIV Encuentro de Economía Pública: políticas públicas y reformas fiscales, Santander, España. Recuperado de <http://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3137373>
- Leal, J.A. (2009). *Indicadores sociales y desarrollo: el empleo de técnicas multivariantes*. Madrid: Universidad Nacional de Educación a Distancia.
- Londoño, G.C., Lavalett, L.L., Galindo, M.P., y Afanador, L. (2007). Uso de métodos multivariantes para la agrupación de aislamientos de *Colletotrichum* spp. Con base en características morfológicas y culturales. *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, 60(1), 3671-3690.
- Luque, T. (Ed). (2012). *Técnicas de análisis de datos en investigación de mercados* (2ª ed.). Madrid: Ediciones Pirámide.
- Martínez, E. (1984). Aspectos teóricos del análisis de cluster y aplicación a la caracterización del electorado potencial de un partido. En Sánchez, J. J. (Ed.).

- Introducción a las técnicas de análisis multivariante aplicadas a las ciencias sociales*. Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Molpeceres, M. (2008). *Métodos de aproximación a la medición del bienestar: una panorámica*. Valladolid: Universidad de Valladolid. Recuperado de <http://www.tomalosdatos.alboan.org/recursos/metodos-de-aproximacion-a-la-medicion-del-bienestar-una-panoramica-articulos-teoricos>
- Stefaner, M., Rausch, R., Leist, J. Paeschke, M., Baur, D. y Kekeritz, T. (2015). *Better Life Index: Executive summary*. Recuperado de la web Organisation for Economic Cooperation and Development <http://www.oecdbetterlifeindex.org/about/better-life-initiative/>
- Sánchez, J. (1990). La tipología. En Ortega, E. *Manual de investigación comercial*. Madrid: Pirámide
- Pena, J. B. (1977). *Problemas de la medición del bienestar y conceptos afines: una aplicación al caso español*. Madrid: Instituto Nacional de Estadística.
- Pena, J. B. (2009). La medición del Bienestar Social: una revisión crítica. *Estudios de Economía Aplicada*, 27(2), 299-324.
- Peña, D. (2002). *Análisis de datos multivariantes*. Madrid: McGraw-Hill.
- Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (2014). Human Development Index (HDI) [Conjunto de datos]. Recuperado de <http://hdr.undp.org/en/content/human-development-index-hdi>
- Prieto, F. y Nieto, J. (2014). *Índices sintéticos de bienestar y sostenibilidad por comunidades autónomas: I*. Madrid: Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Recuperado de <http://eprints.ucm.es/25747/>
- Prochowicz, R. y Sleszynski, J. (2006). The Index of Sustainable Economic Welfare revisited for Poland in transition. *Revista internacional de sostenibilidad, tecnología y humanismo*, 1, 75-90.
- Rakotomalala, R. (2007). *Tanagra: Tutorial-Case study*. Recuperado de http://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/tanagra/fichiers/en_Tanagra_VarClus.pdf
- Schuschny, A. y Soto, H. (2009). Guía metodológica: diseño de indicadores compuestos de desarrollo sostenible. *Documentos de Proyectos*, 255. Santiago de Chile: Naciones Unidas. Recuperado de <http://www.cepal.org/es/publicaciones/3661-quia-metodologica-diseno-de-indicadores-compuestos-de-desarrollo-sostenible>
- Stiglitz, J. E., Sen, A. y Fitoussi, J.P. (2013). *Medir nuestras vidas. Las limitaciones del PIB como indicador de progreso*. Barcelona: RBA Libros, S.A.

- The Legatum Institute Foundation (2014). Legatum Prosperity Index [Conjunto de datos]. Recuperado de <http://www.prosperity.com>
- Uriel, E. (1995). *Análisis de datos. Series temporales y Análisis multivariante*. Madrid: Editorial AC.
- Uriel, E. y Aldás, J. (2005). *Análisis Multivariante Aplicado*. Madrid: Thomson
- Villar, A. (2010). *Desarrollo humano 1980-2010*. Valencia: Fundación Bancaja: Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas. Recuperado de http://www.ivie.es/downloads/2010/12/Desarrollo_Humano_2010.pdf
- Villar Notario, A. (2012). Nuevos indicadores de Bienestar Económico: el enfoque multidimensional. *Revista digital eXtoikos*, 5, 45-53.
- World Bank (2014). World Bank Open Data [Conjunto de datos]. Recuperado de <http://data.worldbank.org/>

ANEXOS

Anexo A: variables seleccionadas

Variable	Unidades	Fuente	Basado en	Definición
Ingreso nacional bruto per cápita	(2011 PPP \$)	BM, FMI, extraído del PNUD	IDH	Ingreso agregado generado por la producción y los factores de producción de un país, menos las rentas pagadas por los factores de producción propiedad del resto del mundo
Gasto final del consumo de los hogares, etc.	(% del PIB)	Cuentas Nacionales BM, OCDE, extraído del BM	IBES (adaptado para México)	Se trata del valor de mercado de todos los bienes y servicios, incluido los bienes duraderos comprados por los hogares, incluidas las ISFL
Coefficiente de desigualdad Gini	%	BM extraído del PNUD	IBES (adaptado para México) y IDHD	Mide la distribución de los ingresos en un país. Un valor 0 representa la igualdad absoluta y 100 la desigualdad absoluta
Crédito interno provisto por el sector bancario	% PIB	BM extraído del PNUD	Índice para una Vida Mejor (OCDE) en sustitución de la riqueza financiera neta de los hogares	Crédito a diversos sectores en términos brutos, excepto el crédito al Banco Central refleja en términos netos
Formación bruta de capital fijo	% PIB	BM extraído del PNUD	IBES (adaptado para México) en sustitución de requerimiento de capital	Valor de las adquisiciones de capital fijo por empresas, gobiernos y familias menos las cesiones de activos fijos, sin realizar ajustes por depreciación

Tasa de participación de la población activa (desagregada por hombres y mujeres)	% de la población mayor o igual a 15 años	OIT extraído del PNUD	Índice para una Vida Mejor (OCDE) y IDHG	Proporción de la población en edad de trabajar ocupada en el mercado de trabajo, bien trabajando o buscando activamente empleo
Tasa de desempleo	% de la población mayor o igual a 15 años	OIT extraído del PNUD	Índice para una Vida Mejor (OCDE) en sustitución de desempleo de larga duración e Índice de Prosperidad Legatum	Porcentaje de la población en edad de trabajar que no tiene empleo remunerado y ha tomado medidas para buscar uno
Percepciones individuales de bienestar con el trabajo	% de satisfechos	Encuesta Gallup extraído del PNUD	Índice para una Vida Mejor (OCDE) en sustitución de seguridad en el trabajo	Porcentaje de encuestados que responden satisfechos a la pregunta "¿Está usted satisfecho o insatisfecho con su trabajo?"
Esperanza de vida al nacer	Años	UNDESA extraído del PNUD	IDH	Número de años que espera vivir un recién nacido si se mantienen constantes desde el momento del nacimiento los patrones de las tasas de mortalidad toda la vida
Gasto total en salud	% PIB	OMS extraído del BM	IBES (adaptado para México)	Gasto tanto privado como público en salud, sin incluir el suministro de agua y saneamiento
Percepciones individuales de bienestar con la salud	% de satisfechos	Encuesta Gallup extraído del IPL	Índice para una Vida Mejor (OCDE) e IPL	Porcentaje de encuestados que responden satisfechos a la pregunta "¿Está usted satisfecho o insatisfecho con su salud personal?"

Tasa de mortalidad infantil (por debajo de 5 años)	% por cada 1000 nacidos vivos	UNICEF extraído del PNUD	IPL	Número de niños que mueren antes de cumplir 5 años por cada 1000 nacidos vivos
Promedio de años en la educación (desagregada por hombres y mujeres)	Años	UNESCO extraído del PNUD	IDHG	Número promedio de años de educación recibida por las personas de 25 o más años, empleando las duraciones oficiales de cada nivel
Años de escolarización previstos	Años	UNESCO extraído del PNUD	IDH	Años de escolaridad que espera recibir al ingresar en la escuela por primera vez si se mantienen las tasas de escolarización por edades durante la vida del niño
Población con al menos educación secundaria	% de personas con 25 años o más	UNESCO extraído del PNUD	Índice para una Vida Mejor (OCDE)	Población con 25 años o más que alcanzó al menos la educación secundaria
Mejora del suministro de agua (sector urbano)	% de la población con acceso	OMS/UNICEF extraído del BM	IPS	Porcentaje de la población que utiliza fuentes de agua potable mejoradas
Percepciones individuales de bienestar con la calidad del agua	% de satisfechos	Encuesta Gallup extraído del IPL	Índice para una Vida Mejor (OCDE)	Porcentaje de encuestados que responden satisfechos a la pregunta "¿Está usted satisfecho con la calidad del agua?"
Agotamiento de los recursos naturales	% del Ingreso Nacional Bruto	BM extraído del PNUD	IBES	Expresión monetaria del agotamiento de la energía, minerales y bosques

Emisiones de dióxido de carbono per cápita	Toneladas	BM extraído del PNUD	IBES y IPS en sustitución de emisión de gases efecto invernadero	Emisiones derivadas de la quema de combustibles fósiles, de gas y la producción de cemento; se incluye las emitidas por la biomasa forestal
Percepciones individuales de bienestar con la seguridad	% de respuestas afirmativas	Encuesta Gallup extraído del IPL	Índice para una Vida Mejor (OCDE) e IPL	Porcentaje de encuestados que responden si a la pregunta “¿ha tenido usted u otro miembro del hogar dinero o bienes robados dentro de los últimos 12 meses?”
Percepciones individuales de bienestar sobre el gobierno (esfuerzos para hacer frente a los pobres)	% de satisfechos	Encuesta Gallup extraído del PNUD	IPL	Porcentaje de encuestados que responden satisfechos a la pregunta “¿está usted satisfecho o insatisfecho con los esfuerzos hechos por su país para hacer frente a la pobreza?”
Libertad de elección	% de satisfechos	Encuesta Gallup extraído del PNUD	IPS	Porcentaje de encuestados que responden satisfechos a la pregunta “¿está usted satisfecho o insatisfecho con la libertad concedida en su país para elegir lo que hacer con su vida?”
Percepciones sobre las relaciones sociales	% de respuestas afirmativas	Encuesta Gallup extraído del IPL	Índice para una Vida Mejor (OCDE)	Porcentaje de encuestados que responden si a la pregunta “¿tendría usted amigos o familiares que le pudiesen ayudar si estuviese en problemas?”

Percepciones individuales de bienestar sobre el estándar de vida	% de satisfechos	Encuesta Gallup extraído del PNUD	Índice para una Vida Mejor (OCDE)	Porcentaje de encuestados que responden satisfechos a la pregunta “¿está usted satisfecho o insatisfecho con su nivel de vida, con todas las cosas que puede hacer o comprar?”
Posibilidad de acceso a vivienda y alimentación	% de respuestas afirmativas	Encuesta Gallup extraído del IPL	IPS e IPL	Porcentaje de encuestados que responden si a la pregunta ¿Ha tenido dificultad en los últimos 12 meses para comprar alimentos o para proporcionar una vivienda adecuada a su familiar?
Acceso a electricidad	% de población	BM	IPS	Porcentaje de población con acceso a electricidad
Usuarios de internet	% de población	BM extraído del PNUD	IPS e IPL	Las personas con acceso a internet por cada 100

Tabla 1: variables empleadas para el análisis cluster con sus características principales.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD, WB, LIF (2014).

Abreviaturas:

BM: Banco Mundial

FMI: Fondo Monetario Internacional

PNUD: Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo

IDH: Índice de Desarrollo Humano

IDHD: Índice de Desarrollo Humano ajustado por la desigualdad

IDHG: Índice de Desarrollo Humano de Género

OCDE: Organización para la Cooperación y Desarrollo Económico

OMS: Organización Mundial de la Salud

UNICEF: Fondo de las Naciones Unidas para la Infancia

IBES: Índice de Bienestar Económico Sostenible

IPL: Índice de Prosperidad Legatum

IPS: Índice de Progreso Social

UN DESA: Naciones Unidas, Departamento de Asuntos Económicos y Sociales

UNESCO: Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura

OIT: Organización Internacional del Trabajo

Anexo B: países

Nivel de desarrollo muy elevado	Noruega, Suiza, Holanda, Estados Unidos, Alemania, Canadá, Irlanda, Suecia, Reino Unido, Israel, Austria, Bélgica, Luxemburgo, Finlandia, Eslovenia, Italia, España, Grecia, Estonia, Lituania, Polonia, Eslovaquia, Chile, Hungría, Croacia, Letonia, Argentina.
Nivel de desarrollo alto	Uruguay, Bielorrusia, Rumanía, Rusia, Bulgaria, Venezuela, Costa Rica, Kazajistán, México, Sri Lanka, Azerbaiyán, Brasil, Georgia, Perú, Ucrania, Macedonia, Armenia, Tailandia, China, Albania, Jamaica, Colombia, Ecuador.
Nivel de desarrollo medio	Mongolia, Indonesia, Egipto, Paraguay, Bolivia, Moldavia, El Salvador, Filipinas, Sudáfrica, Vietnam, Guatemala, Honduras, Marruecos, Nicaragua, Tayikistán, India, Ghana, Congo, Zambia, Bangladesh, Camboya.
Nivel bajo de desarrollo	Pakistán, Yemen, Camerún, Tanzania, Mauritania, Senegal, Uganda, Sudán, Afganistán, Liberia, Mali, Mozambique, Burkina Faso, Sierra Leona.

Tabla 2: países empleados en análisis cluster clasificados por nivel de desarrollo según los resultados obtenidos por la ONU.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD (2014).

Anexo C: selección algoritmo de agrupamiento

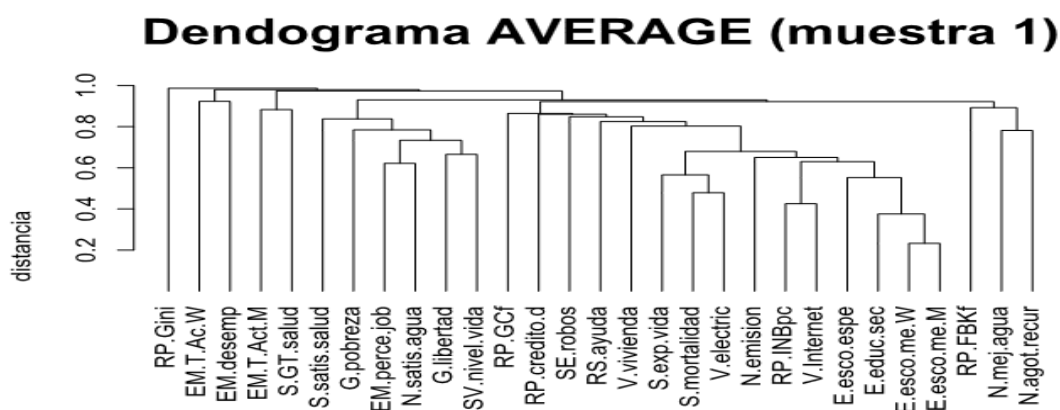


Figura 3: dendrograma método average para 1ª muestra. Decidir sobre el número de grupos formados es difícil, impidiendo obtener claramente un único resultado.

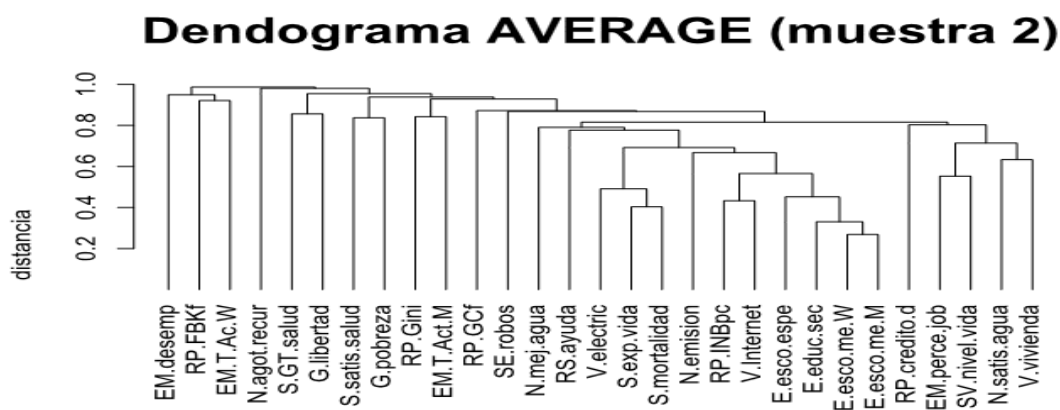


Figura 4: dendrograma método average para 2ª muestra. No hay un número claro de grupos que deban formarse, dificultando la obtención del resultado final.

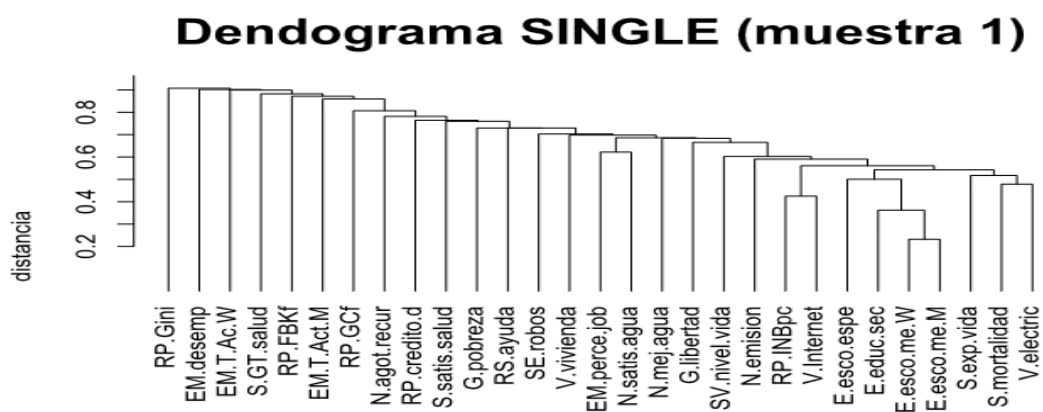


Figura 5: dendograma método single para 1ª muestra. No permite obtener un resultado satisfactorio, las uniones de los clusteres se producen a distancias muy similares.

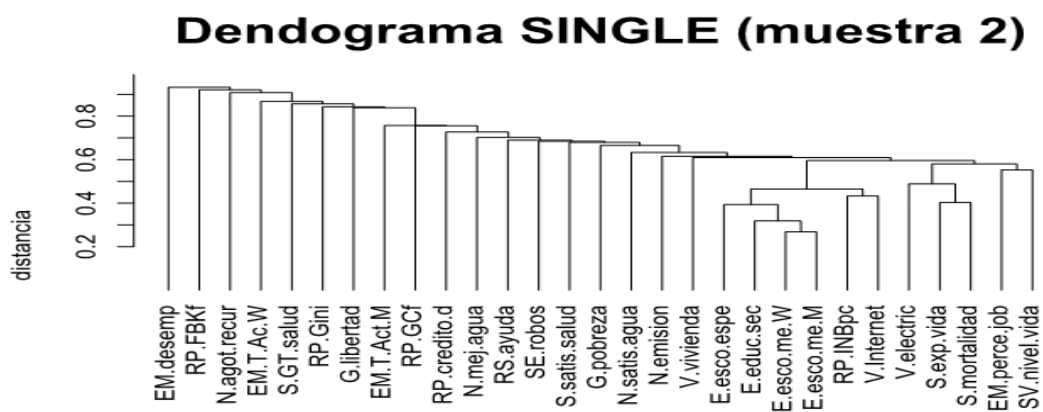


Figura 6: dendograma método single para 2ª muestra. Obtener un resultado próximo al deseado es complicado dadas las distancias a las que se van uniendo las variables.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD, WB y LIF (2014).

Anexo D: selección número de grupos

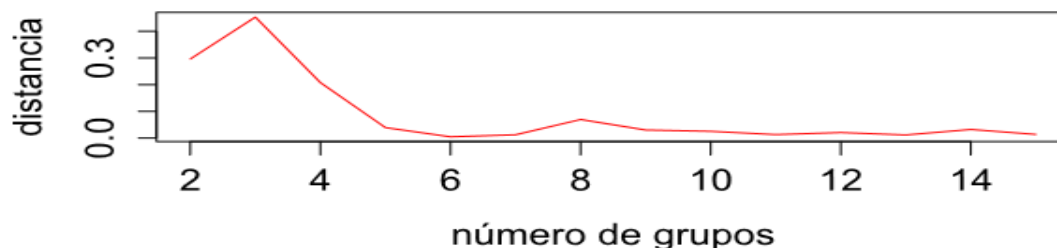


Figura 7: representación del número de conglomerados y las respectivas distancias de unión (muestra 1). El primer salto importante se produce para 4 grupos, manteniéndose prácticamente paralela al eje de abscisas hasta llegar a dicho número.

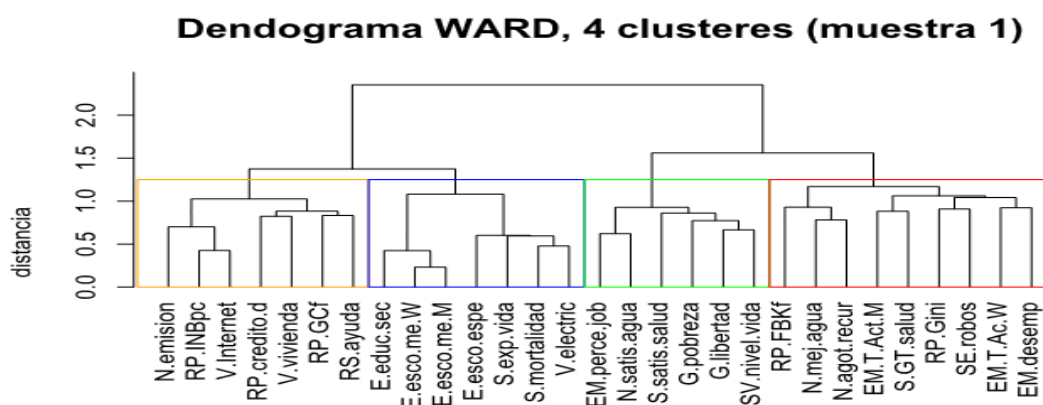


Figura 8: dendograma Ward (muestra 1). Se muestra para una distancia aproximada de 1.3 la formación de 4 grupos.

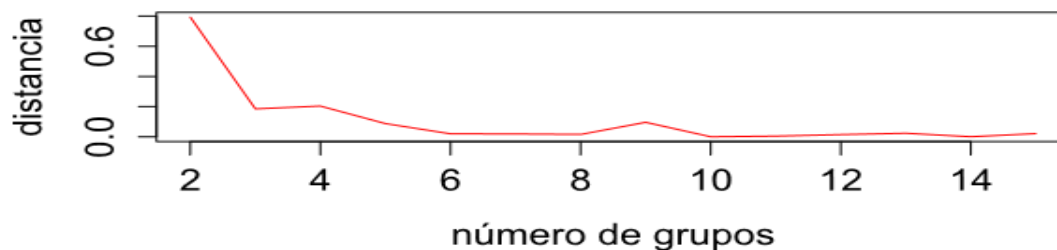


Figura 9: representación del número de grupos y las respectivas distancias de unión (muestra 2). El primer salto importante se produce en la formación de 4 grupos.

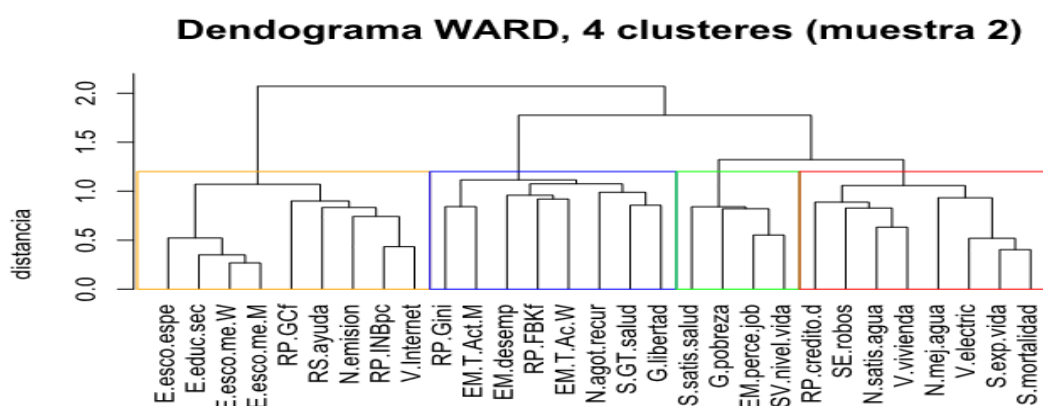


Figura 10: dendrograma Ward (muestra 2). Se muestra para una distancia aproximada de 1.3 la formación de 4 grupos.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD, WB y LIF (2014).

Anexo E: cálculos clusteres

Correlación media al cuadrado de cada variable con las compañeras del grupo:

CLUSTER 1	R ²	CLUSTER 2	R ²
Mejor agua	0.05053523	Satisfacción agua	0.2453061
Tasa actividad W	0.04260782	Percepción del trabajo	0.3394848
Desempleo	0.03271236	Nivel de vida	0.3919247
Tasa actividad M	0.06102872	Libertad de elección	0.2454402
Gasto total salud	0.03269443	Satisfacción salud	0.2112125
Agotamiento recursos	0.04971531	Esfuerzos para salir de la pobreza	0.2822113
Gini	0.02238873		
FBKf	0.03004261		
CLUSTER 3	R ²	CLUSTER 4	R ²
Gasto consumo final	0.2105471	Escolarización esperada	0.5187212
Necesidad de ayuda	0.2404409	Educación secundaria	0.5409931

Internet	0.4274232	Escolarización media W	0.5784436
INBpc	0.4480855	Escolarización media M	0.5620893
Emisiones CO2	0.3758640	Robos sufridos	0.2634327
Crédito doméstico	0.3105525	Electricidad	0.5363993
Acceso vivienda y alimentación	0.3149623	Esperanza de vida	0.5037671
		Tasa de mortalidad	0.5358158

Tabla 3: coeficientes de determinación medios de cada variable con el resto del grupo. Permite determinar dentro de cada cluster la variable más representativa, en este caso, las elegidas son las señaladas en negrita. La excepción está en el grupo 1, donde valores bajos impiden escoger una única variable, marcando en su lugar 3.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD, BM y LIF (2014)

Coeficientes de correlación

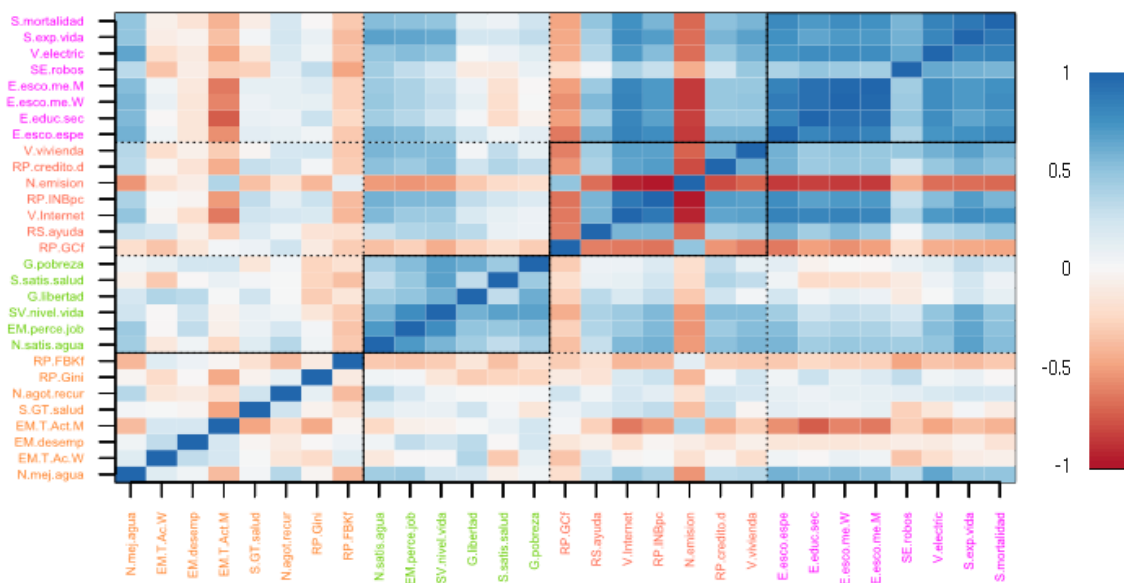


Figura 11: coeficientes de correlación. Representa la correlación lineal media existente entre las variables para 100 muestras. Valores próximos a 1 indican correlación positiva elevada (azul oscuro). Valores cercanos a 0 muestran la inexistencia de correlación lineal entre las variables (blanco). Valores próximo a -1 señalan correlación negativa elevada (rojo oscuro).

Coeficientes de determinación

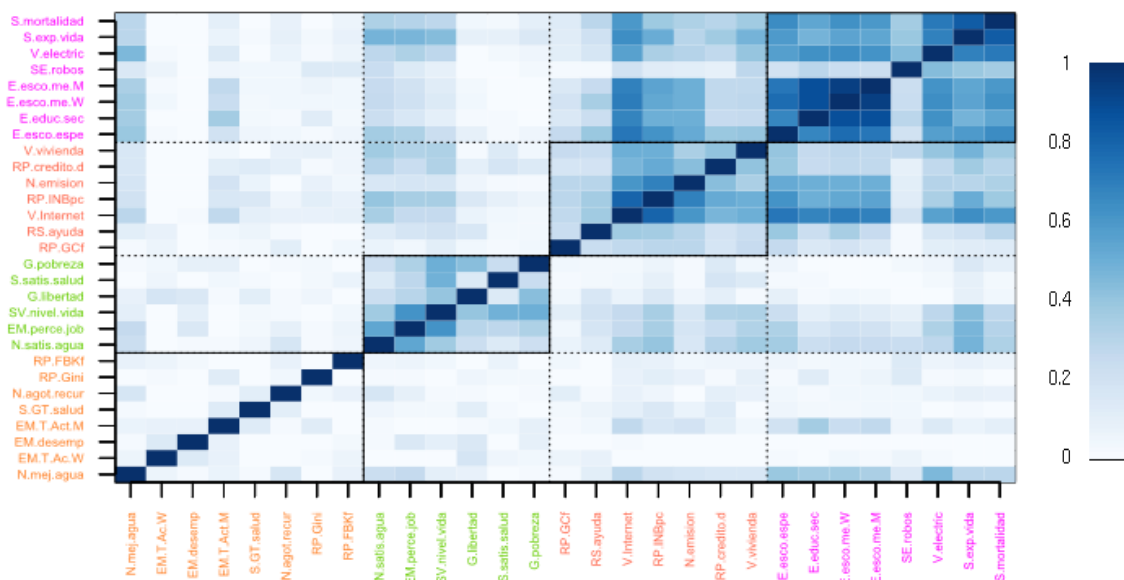


Figura 12: coeficientes de determinación. Aparecen reflejadas las correlaciones al cuadrado, es decir, los coeficientes de determinación entre variables. Estos únicamente toman valores entre 0 y 1, siendo este último la correlación perfecta, reflejada a través del azul oscuro. A medida que se reduce la intensidad del color, indica que, igualmente, la correlación va disminuyendo.

Coincidencias en los agrupamientos

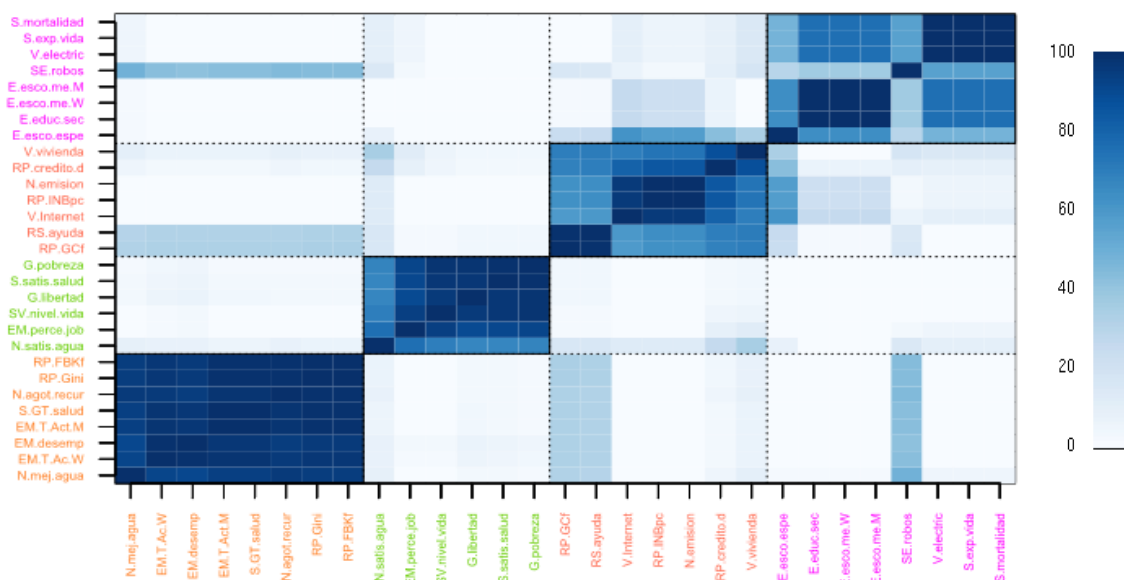


Figura 13: coincidencias en los agrupamientos. Reproduce el número de veces que cada variable coincide con el resto en el mismo grupo. Permite estudiar la estabilidad de los clusters formados. Azul más oscuro indica mayor número de ocasiones que cada par de variables aparece

conjuntamente, indicando el color de la diagonal vertical coincidencia en las 100 muestras. El color blanco indica lo opuesto.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD, BM y LIF (2014).

ANEXO F: cálculo índices sintéticos de bienestar

Países	Índice Bienestar (MA)	Ranking	Índice Bienestar (MG)	Ranking	INBpc	Ranking	IDH	Ranking
Noruega	0,879	2	0,857	2	0,883	2	0,944	1
Suiza	0,850	5	0,839	4	0,850	4	0,917	2
Holanda	0,883	1	0,881	1	0,806	9	0,915	3
Estados Unidos	0,772	13	0,748	14	0,845	5	0,914	4
Alemania	0,845	6	0,817	6	0,808	7	0,911	5
Canadá	0,828	7	0,813	7	0,803	10	0,902	6
Irlanda	0,775	12	0,755	12	0,761	14	0,899	7
Suecia	0,854	4	0,829	5	0,809	6	0,898	8
Reino Unido	0,795	10	0,774	10	0,770	13	0,892	9
Israel	0,751	17	0,730	15	0,740	17	0,888	10
Austria	0,806	9	0,780	9	0,808	8	0,881	11
Bélgica	0,765	14	0,720	18	0,792	11	0,881	12
Luxemburgo	0,821	8	0,791	8	0,867	3	0,881	13
Finlandia	0,793	11	0,762	11	0,782	12	0,879	14
Eslovenia	0,758	16	0,727	16	0,719	18	0,874	15
Italia	0,691	27	0,653	28	0,757	15	0,872	16
España	0,744	19	0,723	17	0,744	16	0,869	17
Grecia	0,644	51	0,588	55	0,704	20	0,853	18
Qatar	0,869	3	0,856	3	1,000	1	0,851	19
Estonia	0,696	26	0,653	29	0,694	22	0,840	20
Lituania	0,652	46	0,563	62	0,696	21	0,834	21
Polonia	0,740	20	0,711	19	0,678	26	0,834	22
Eslovaquia	0,746	18	0,707	20	0,709	19	0,830	23
Chile	0,667	37	0,630	40	0,672	28	0,822	24
Hungría	0,666	38	0,601	50	0,675	27	0,818	25
Croacia	0,635	55	0,570	60	0,655	30	0,812	26
Letonia	0,660	42	0,587	56	0,684	24	0,810	27

Argentina	0,688	29	0,672	26	0,637	33	0,808	28
Uruguay	0,702	23	0,684	23	0,645	31	0,790	29
Bielorrusia	0,682	31	0,610	45	0,627	36	0,786	30
Rumanía	0,667	36	0,602	49	0,638	32	0,785	31
Rusia	0,672	33	0,634	36	0,687	23	0,778	32
Bulgaria	0,632	56	0,529	71	0,615	40	0,777	33
Malasia	0,698	25	0,679	25	0,681	25	0,773	34
Panamá	0,688	30	0,652	31	0,627	37	0,765	35
Venezuela	0,690	28	0,679	24	0,634	34	0,764	36
Costa Rica	0,662	41	0,631	38	0,583	46	0,763	37
Kazajistán	0,763	15	0,751	13	0,659	29	0,757	38
México	0,677	32	0,659	27	0,620	38	0,756	39
Sri Lanka	0,702	22	0,685	22	0,519	57	0,750	40
Irán	0,657	44	0,644	34	0,589	44	0,749	41
Azerbaiyán	0,643	53	0,625	42	0,619	39	0,747	42
Jordania	0,626	59	0,597	52	0,557	51	0,745	43
Brasil	0,644	50	0,590	54	0,601	42	0,744	44
Georgia	0,606	67	0,493	78	0,463	70	0,744	45
Perú	0,626	58	0,609	46	0,556	52	0,737	46
Ucrania	0,641	54	0,513	73	0,497	62	0,734	47
Belice	0,646	48	0,604	48	0,521	56	0,732	48
Macedonia	0,570	75	0,533	70	0,564	48	0,732	49
Bosnia y Herzegovina	0,538	83	0,469	84	0,523	55	0,731	50
Armenia	0,650	47	0,570	61	0,490	64	0,730	51
Tailandia	0,704	21	0,690	21	0,588	45	0,722	52
Túnez	0,609	65	0,580	57	0,542	52	0,721	53
China	0,663	40	0,647	33	0,560	49	0,719	54
Albania	0,621	60	0,592	53	0,518	59	0,716	55
Jamaica	0,585	70	0,553	65	0,496	63	0,715	56
Colombia	0,610	64	0,554	64	0,560	50	0,711	57
Ecuador	0,617	61	0,598	51	0,534	54	0,711	58
Surinam	0,582	73	0,546	66	0,611	41	0,705	59
Mongolia	0,627	57	0,613	44	0,502	61	0,698	60
Indonesia	0,653	45	0,641	35	0,513	60	0,684	61
Egipto	0,660	43	0,629	41	0,541	53	0,682	62

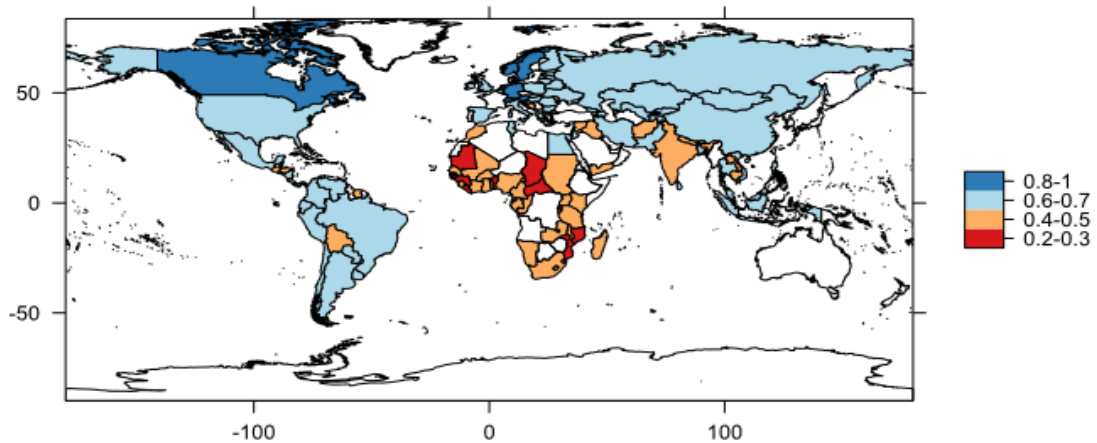
Paraguay	0,669	34	0,618	43	0,481	65	0,676	63
Gabón	0,559	77	0,495	77	0,633	35	0,674	64
Bolivia	0,597	69	0,537	69	0,423	73	0,667	65
Moldavia	0,547	79	0,000	111	0,405	78	0,663	66
El Salvador	0,601	68	0,576	58	0,473	66	0,662	67
Uzbekistán	0,669	35	0,648	32	0,411	76	0,661	68
Filipinas	0,645	49	0,633	37	0,449	71	0,660	69
Sudáfrica	0,496	90	0,312	99	0,565	47	0,658	70
Siria	0,545	80	0,512	74	0,430	72	0,658	71
Iraq	0,583	71	0,541	68	0,597	43	0,642	72
Vietnam	0,643	52	0,607	47	0,399	80	0,638	73
Guatemala	0,582	72	0,511	75	0,463	69	0,628	74
Kirguistán	0,666	39	0,631	39	0,308	88	0,628	75
Namibia	0,543	81	0,000	112	0,518	58	0,624	76
Honduras	0,519	85	0,454	85	0,367	84	0,617	77
Marruecos	0,539	82	0,470	83	0,464	68	0,617	78
Nicaragua	0,611	63	0,573	59	0,373	83	0,614	79
Tayikistán	0,699	24	0,653	30	0,267	95	0,607	80
India	0,572	74	0,508	76	0,409	77	0,586	81
Camboya	0,556	78	0,487	79	0,294	91	0,584	82
Gana	0,487	91	0,451	86	0,338	86	0,573	83
Laos	0,565	76	0,527	72	0,377	82	0,569	84
Congo	0,504	88	0,475	82	0,400	79	0,564	85
Zambia	0,434	100	0,371	93	0,300	90	0,561	86
Bangladesh	0,606	66	0,557	63	0,288	93	0,558	87
Nepal	0,480	93	0,404	89	0,248	96	0,540	88
Pakistán	0,612	62	0,545	67	0,389	81	0,537	89
Kenia	0,408	106	0,379	92	0,245	98	0,535	90
Suazilandia	0,510	86	0,483	80	0,422	74	0,530	91
Ruanda	0,379	111	0,312	100	0,164	107	0,506	92
Camerún	0,523	84	0,480	81	0,277	94	0,504	93
Nigeria	0,409	105	0,401	90	0,416	75	0,504	94
Yemen	0,405	107	0,316	98	0,358	85	0,500	95
Madagascar	0,412	104	0,262	106	0,154	109	0,498	96
Tanzania	0,487	92	0,428	88	0,200	102	0,488	97

Mauritania	0,348	114	0,000	113	0,306	89	0,487	98
Senegal	0,506	87	0,430	87	0,246	97	0,485	99
Uganda	0,469	95	0,397	91	0,154	108	0,484	100
Benín	0,393	108	0,264	104	0,203	101	0,476	101
Sudán	0,414	102	0,364	95	0,332	87	0,473	102
Togo	0,419	101	0,000	114	0,123	111	0,473	103
Haití	0,254	116	0,157	110	0,193	103	0,471	104
Afganistán	0,479	94	0,318	97	0,221	99	0,468	105
Costa de Marfil	0,439	99	0,252	107	0,292	92	0,452	106
Malawi	0,442	97	0,299	101	0,037	115	0,414	107
Liberia	0,386	110	0,274	103	0,046	114	0,412	108
Mali	0,449	96	0,294	102	0,176	106	0,407	109
Mozambique	0,344	115	0,184	108	0,102	112	0,393	110
Guinea	0,387	109	0,165	109	0,125	110	0,392	111
Burundi	0,440	98	0,263	105	0,046	113	0,389	112
Burkina Faso	0,498	89	0,364	94	0,189	105	0,388	113
Sierra Leona	0,413	103	0,340	96	0,212	100	0,374	114
Chad	0,373	112	0,000	115	0,191	104	0,372	115
República Centroafricana	0,357	113	0,000	116	0,000	116	0,341	116

Tabla 4: valores de los índices sintéticos de bienestar y su ranking por países, comparados con los resultados y el ranking del IDH y del INBpc. De esta forma se pueden analizar las diferencias entre las medidas de bienestar, tanto en los resultados obtenidos como en la composición de las mismas.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD, BM y LIF (2014).

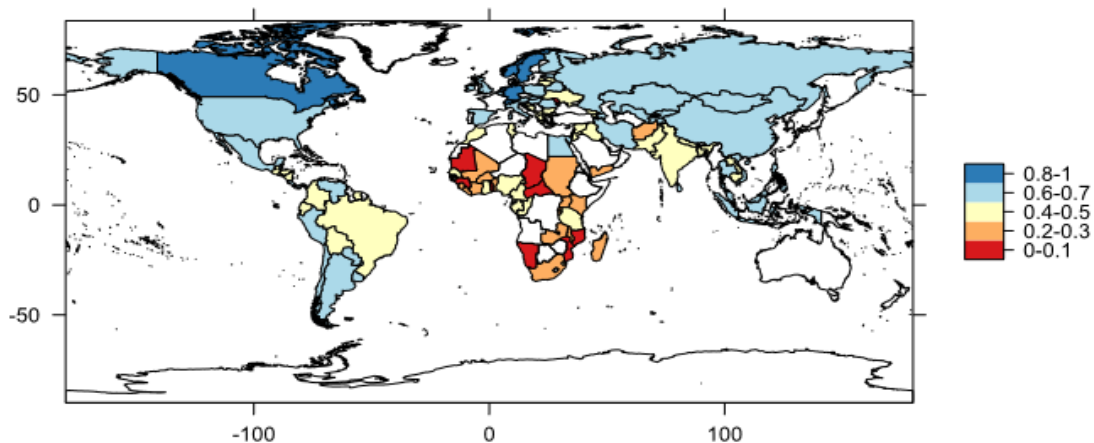
Representación gráfica del índice sintético de bienestar medido a través de la media aritmética:



Mapa 2: representación gráfica de los resultados obtenidos para el índice sintético de bienestar calculado a través de la media aritmética. Los mayores valores de dicho índice se localizan en EE.UU y el centro de Europa, mientras que los peores resultados recaen sobre los países africanos.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD, BM y LIF (2014).

Representación gráfica del índice sintético de bienestar medido a través de la media geométrica:



Mapa 3: representación gráfica de los resultados obtenidos para el índice sintético de bienestar calculado a través de la media geométrica. Las mayores diferencias con respecto al índice anterior (MA) se encuentran en los resultados obtenidos para los países que constituyen posiciones intermedias.

FUENTE: elaboración propia a partir del PNUD, BM y LIF (2014).