

EVALUACIÓN DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICA APLICADA A PROGRAMACIÓN DE OPERACIONES DE CRUDOS EN UNA REFINERÍA

Tomas García García-Verdier^{a,c*}, Gloria Gutierrez^{a,c}, Carlos G. Palacin^a, Carlos Mendez^b, Cesar de Prada^{a,c}

^aDpto. Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela de Ingenierías Industriales, Universidad de Valladolid
Calle Real de Burgos s/n, 47011, Valladolid

^bCenter for Advanced Process Systems Engineering (CAPSE), INTEC (UNL - CONICET), Dpto. Ingeniería Industrial (FIQ-UNL), Güemes 3450, 3000, Santa Fe, Argentina

^cInstitute of Sustainable Processes, Dr. Mergelina s/n, 47011 Valladolid, Spain

{tomasjorge.garcia@uva.es | gloria@autom.uva.es | carlos.gomez@autom.uva.es | cmendez@intec.unl.edu.ar | prada@autom.uva.es}

Resumen

En el presente artículo se aborda el problema de optimización estocástica de la programación de operaciones de crudos en una refinería con terminal marítima.

En primer lugar, se pretende evaluar el rendimiento de un modelo de programación estocástica de dos etapas. Para ello calculamos las medidas Valor Esperado de la Información Perfecta (EVPI) y Valor de la Solución Estocástica (VSS), las cuales nos permiten valorar y comparar la solución del modelo estocástico frente a soluciones obtenidas a partir de modelos determinísticos.

En segundo lugar, llevamos a cabo un análisis de las soluciones obtenidas al incluir la gestión del riesgo en el modelo estocástico, utilizando la medida Valor en Riesgo Condicional (CVaR).

Palabras clave: Optimización estocástica; Representación continua de tiempo; Programación de crudo de petróleo; CVaR; EVPI; VSS.

1 INTRODUCCIÓN

La programación matemática es una herramienta que resulta de gran utilidad para resolver problemas de optimización de procesos industriales. Esta técnica emplea modelos matemáticos para representar a los procesos, dichos modelos se obtienen a partir de la definición de un conjunto de variables, de restricciones que relacionan a las variables, y de una función objetivo.

Una de las primeras decisiones que debe tomarse antes de definir el modelo matemático es el enfoque adoptado respecto a la capacidad de gestionar, o no, incertidumbre en uno o varios de sus parámetros, es

decir, si se formulará un modelo estocástico o uno determinístico. Dentro del marco de modelos estocásticos, gozan de gran popularidad los modelos de programación estocástica de dos etapas con recurso y es el enfoque utilizado en este artículo.

Cabe mencionar que los modelos de programación estocástica son difíciles de resolver computacionalmente, por lo que los usuarios suelen inclinarse por modelos más simples, determinísticos, ya sea considerando únicamente el valor promedio de los parámetros inciertos o resolviendo un conjunto de escenarios de forma independiente para luego combinar las soluciones por medio de reglas heurísticas.

En el presente artículo el problema bajo estudio consiste en la optimización de la programación de operaciones de crudos en una refinería con acceso marítimo. Además, se abordan dos temáticas diferentes pero las cuales se encuentran relacionadas por medio de la programación estocástica.

Por un lado, se evalúa la solución obtenida a partir de un modelo de programación estocástica de dos etapas. Resulta lógico preguntarse cuánto más valiosa es dicha solución frente a la obtenida con un modelo determinístico. Visto de otra manera, determinar si la solución determinística es próxima al óptimo estocástico o si resulta de mala calidad y poco robusta, llegando a ser infactible para ciertos escenarios. Otra incógnita que surge es determinar cuánto estamos dispuestos a pagar para obtener mayor información acerca de las incertidumbres. Para dar respuesta a estos interrogantes existen dos conceptos, el valor de la solución estocástica (VSS) y el valor esperado de la información perfecta (EVPI), los cuales se explican a lo largo del artículo.

Por otro lado, se analiza el resultado de aplicar un enfoque de programación estocástica de dos etapas con gestión del riesgo, considerando como función

objetivo la medida Valor en Riesgo Condicional (CVaR) y evaluando las soluciones obtenidas al adoptar distintos niveles de aversión al riesgo.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera. La descripción del problema bajo estudio se presenta en la sección 2. La formulación matemática se desarrolla en la sección 3. La técnica de gestión del riesgo se explica en la sección 4. La estrategia de resolución propuesta se describe en la sección 5. Los conceptos EVPI y VSS se definen en la sección 6. Luego, en la sección 7, se reporta un ejemplo y los resultados obtenidos. Finalmente, las conclusiones se presentan en la sección 8.

2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Tal como se mencionó anteriormente, en el presente trabajo se aborda la optimización de la programación de operaciones de crudos en una refinería, la cual se abastece de crudos mediante barcos.

Antes de continuar con la descripción del problema, resulta conveniente puntualizar el significado de “operaciones de crudos” y “programación de operaciones”.

Primeramente, el término “operaciones de crudos” hace referencia a las operaciones que se incluyen dentro del abastecimiento, almacenamiento y procesamiento de los crudos.

Por otro lado, cuando hablamos de programación de las operaciones, nos referimos al proceso de asignar recursos a las operaciones y secuenciar la ejecución de las mismas de manera de cumplir con el plan de producción.

En la Figura 1 se muestra un esquema característico de una refinería con terminal marítima. Se cuenta con un puerto a través del cual se recibe crudo que se almacena en los tanques de refinería, estas dos áreas (puerto y tanques) se encuentran conectadas por un oleoducto. Luego, a partir de los crudos almacenados, se forman las mezclas de alimentación, las cuales deben cumplir con ciertas especificaciones de calidad. Por último, las mezclas obtenidas se cargan a las unidades de destilación mediante un sistema de tuberías.

Tomando en cuenta estas definiciones podemos concluir que la optimización de la programación de operaciones de crudos consiste en decidir la mejor manera de operar el área de crudos, teniendo en cuenta la gestión de:

- Llegada y descarga de barcos.
- Inventario de crudos en tanques.
- Carga de unidades de destilación atmosférica.

Además de lo indicado previamente, dentro de la definición del problema se considera que el suministro de crudos está sujeto a incertidumbre debido al impacto que tienen las condiciones climáticas sobre las fechas de llegada de los barcos.

Para abordar este problema, se propone un modelo basado en programación estocástica de dos etapas con recurso, explicado en [1]. Esencialmente, esta clase de modelo involucra dos tipos de variables de decisión: variables de primera etapa (“aquí y ahora”) las cuales deben implementarse ahora e influyen en las decisiones futuras, y las variables de segunda etapa que se implementarían luego cuando hubiera más información disponible acerca del proceso (variables de recurso, “esperar y ver”).

En este artículo, las variables de primera etapa refieren a aquellas relacionadas con el suministro de mezclas a las unidades de destilación, es decir, la asignación de tanques a unidades y los volúmenes totales transferidos. Los tiempos de inicio, de fin y la duración de los slots también constituyen decisiones de primera etapa. Respecto a las decisiones de segunda etapa, estas incluyen a las variables relacionadas con las actividades desarrolladas en la terminal marítima, el nivel de inventario en los tanques, y la composición de las mezclas de alimentación, esto es, la cantidad transferida de cada tipo de crudo desde los tanques a las unidades de destilación.

Finalmente, la incertidumbre en el abastecimiento se representa mediante un conjunto discreto de escenarios que contemplan diferentes fechas de arribo de los barcos.

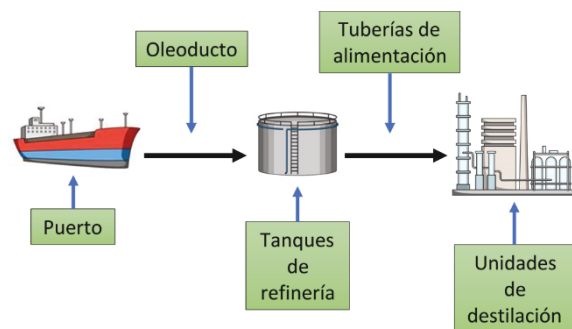


Figura 1: Esquema general de una refinería con acceso marítimo

3 FORMULACIÓN DEL MODELO

En el presente artículo se emplea el modelo desarrollado en [3], el cual consiste en un modelo de programación estocástica de dos etapas, mixto entero no lineal (MINLP) con representación continua del tiempo. En dicho modelo se resuelven conjuntamente las variables de primera y segunda etapa, es decir, se

resuelve el equivalente determinístico. Con el fin de no exceder el límite de páginas permitido, no se exhibe la formulación matemática completa.

Una característica importante es la formulación de tiempo continuo que se realiza de la siguiente manera:

- El horizonte de programación se divide en fragmentos, llamados slots (*s*), de duración variable que se sincronizan a lo largo de todos los recursos (tanques, barcos y unidades de destilación).
- Se definen tres estados mutuamente excluyentes para los tanques: carga, descarga y reposo.
- Se activa un nuevo slot siempre que ocurra un cambio de estado en alguno de los tanques.
- No obstante, un tanque puede mantener el mismo estado a lo largo de slots consecutivos.

En la figura 2 se presenta un esquema de dicha formulación con el fin de que resulte más comprensible para el lector.

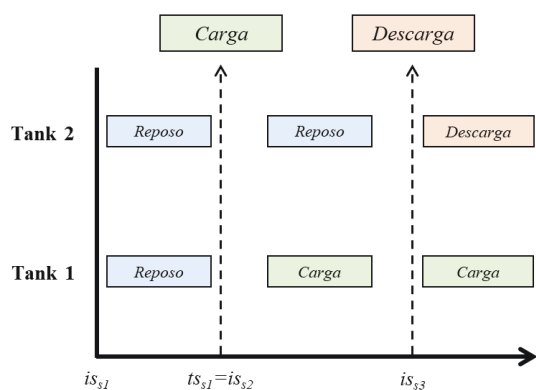


Figura 2: Esquema de la formulación de tiempo continuo

Otra característica relevante del modelo es que la precedencia entre barcos no depende del orden de los elementos del conjunto “Barcos”, como se plantea en [2], y tampoco se realiza una preasignación de slots de tiempo para cada barco como sucede en [6]. Para este caso se aplica el concepto de “precedencia predefinida” que consiste en considerar el conjunto de slots preordenado, y luego, el algoritmo de optimización se encarga de asignar cada barco a algunos de esos slots [4] [5].

3.1 FUNCIÓN OBJETIVO

Para definir la función objetivo se debe calcular el coste asociado a cada escenario (1). La primer sumatoria comprende los costes debido a la diferencia entre volumen procesado y demanda requerida en cada unidad y constituye el coste de primera etapa. La segunda sumatoria se asocia a los costes por demora en el inicio de la descarga y partida tardía de los barcos, y representa el coste de segunda etapa.

$$ze_e = \sum_u (COP_u * op_u + CSP_u * sp_u) + \sum_b (CDMG_b * dmg_{b,e} + CTDN_b * tdn_{b,e}) \quad \forall e \in E \tag{1}$$

Donde,

- COP_u = costo unitario de sobreproducción en unidad *u*.
- CSP_u = costo unitario de subproducción en unidad *u*.
- $CDMG_b$ = costo unitario de espera del barco *b*.
- $CTDN_b$ = costo unitario de partida tardía del barco *b*.
- op_u = volumen excedente de producción respecto a la demanda de *u*.
- sp_u = volumen faltante de producción respecto a la demanda de *u*.
- $dmg_{b,e}$ = demora del barco *b* en el escenario *e*.
- $tdn_{b,e}$ = tardanza del barco *b* en el escenario *e*.

Finalmente, la función objetivo consiste en minimizar el coste asociado a la primera etapa y el coste esperado de la segunda etapa, considerando todos los escenarios (2). El parámetro π_e representa la probabilidad de ocurrencia del escenario *e*.

$$MIN \sum_e \pi_e * ze_e \tag{2}$$

4 GESTIÓN DEL RIESGO

El enfoque descrito anteriormente no evalúa el riesgo asociado a la función objetivo (*J*), es decir, es neutral al riesgo. Lo que persigue dicho enfoque es minimizar el valor esperado a largo plazo, sin tener en cuenta la distribución de probabilidad de la función objetivo. Sin embargo, suele ser importante considerar esta distribución para reducir el riesgo de que la solución obtenida tome valores muy extremos en los escenarios más desfavorables.

Para ello existen dos medidas de riesgo populares, Valor en Riesgo (VaR) y Valor en Riesgo Condicional (CVaR). Por un lado, VaR con nivel de confianza $1-\alpha$ determina el mínimo valor ω^* tal que la probabilidad de que la función adopte un valor (coste) menor a ω^* es mayor a $1-\alpha$. Por otro lado, CVaR con nivel de confianza $1-\alpha$ representa el valor promedio de la cola de la distribución, por encima del valor $VaR_{1-\alpha}$ (Figura 3). Este último resulta más útil en problemas de optimización ya que es simple de calcular y es convexo.

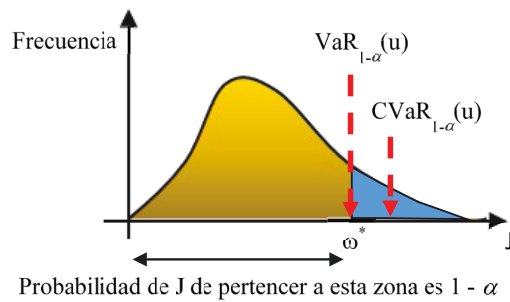


Figura 3: Representación gráfica de CVaR

Se reformula el modelo de programación estocástica a partir de la incorporación de las restricciones (3) y (4). Donde ϕ_e es una variable auxiliar para evaluar CVaR y el escalar α corresponde al nivel de significación del CVaR.

$$ze_e - var \leq \phi_e \quad \forall e \in E \quad (3)$$

$$cvar = var + (1/\alpha) * \left(\sum_e \pi_e * \phi_e \right) \quad (4)$$

Por último, se define la nueva función objetivo (5) que minimiza el valor de la variable CVaR para un determinado nivel de confianza.

$$MIN \ cvar \quad (5)$$

5 ESTRATEGIA DE SOLUCION

Se resuelve el problema de programación estocástica a partir de su equivalente determinístico, siguiendo una estrategia de solución. La estrategia de solución para el modelo de programación estocástica MINLP de dos etapas consta de dos pasos. Inicialmente, se resuelve un modelo de programación matemática mixto entero lineal (MILP) que es una aproximación del MINLP original. Posteriormente, se fijan los valores de las variables binarias en el MINLP original según la solución obtenida para el MILP, y se resuelve el modelo no lineal (NLP) resultante. En caso de no obtener una solución factible, se resuelve el modelo MINLP utilizando el *solver* DICOPT. Una descripción más detallada de la estrategia se enseña en [3].

6 EVALUACIÓN DE SOLUCIÓN ESTOCÁSTICA

Como se ha mencionado anteriormente, uno de los objetivos del artículo es evaluar si la programación estocástica de dos etapas ofrece alguna ventaja sobre enfoques determinísticos más simples. Para ello, Birge y Louveaux [1] propusieron el valor de la solución estocástica (VSS) y el valor esperado de la

información perfecta (EVPI) pero antes de definir ambas medidas resulta necesario explicar una serie de conceptos.

En primer lugar, la solución obtenida a partir del modelo de programación estocástica de dos etapas se conoce como problema de recurso (RP).

En segundo lugar, el valor EEV hace referencia al resultado esperado en caso de aplicar la solución del modelo determinista EV, es decir, aquel que se obtiene al sustituir todas las variables aleatorias por sus valores esperados.

Por último, si contamos con información perfecta entonces podemos aplicar la solución óptima correspondiente a cada escenario. Luego, el coste esperado a largo plazo, conocido como valor “esperar y ver” (WS), será igual a la sumatoria de los costes de cada escenario ponderados por sus probabilidades de ocurrencia. En resumen, el valor WS representa el coste esperado a largo plazo al emplear la solución óptima para cada escenario.

Una vez establecidos estos conceptos, se continúa con la definición de valor de la solución estocástica (VSS) y valor esperado de la información perfecta (EVPI). El VSS (6) cuantifica la mejora obtenida en la función objetivo al considerar la aleatoriedad de la incertidumbre (RP), frente a su media ponderada (EEV). El EVPI (7) mide la cantidad máxima que el tomador de decisiones estaría dispuesto a pagar a cambio de información completa y precisa del futuro, es decir, a cambio de información perfecta.

$$VSS = EEV - RP \quad (6)$$

$$EVPI = RP - WS \quad (7)$$

7 RESULTADOS

Se lleva a cabo la resolución de un ejemplo el cual consiste de un horizonte de 120 horas, 5 tanques de almacenamiento, 2 unidades de destilación y 5 clases de crudos caracterizados por una única propiedad. Se espera la llegada de 2 barcos. Las fechas de arribo y probabilidades para cada escenario se detallan en la tabla 1. La fecha de partida esperada es de sendas 12 horas posteriores a la llegada. La demanda de la unidad 1 es 100.000 m³ y de la unidad 2 es 65.000 m³. El ejemplo ha sido resuelto utilizando el *software* GAMS 39.2.1, *OsiGurobi* para MILPs y *CONOPT* 4.19 para NLPs en un ordenador con procesador *Intel(R) Core(TM) i7-10510U 2.30 GHz* y 16 GB de memoria RAM.

Tabla 1: Escenarios con tiempos de llegada de barcos y probabilidades de ocurrencia.

Escenarios	Probabilidades	Fecha de llegada (h)	
		Barco 1	Barco 2
1	0,01	10	40
2	0,05	50	40
3	0,01	90	40
4	0,18	10	70
5	0,5	50	70
6	0,18	90	70
7	0,01	10	100
8	0,05	50	100
9	0,01	90	100

7.1 VSS y EVPI

Los valores obtenidos para RP, EEV y WS se muestran en la tabla 2. El problema RP involucra 9.345 variables continuas, 1.272 variables binarias, y 19.700 restricciones; se resolvió en 51,58 segundos. Además, se presentan los valores EVPI y VSS en la misma tabla para analizar el efecto de considerar incertidumbre.

Tabla 2: Costes esperados asociados a modelos planteados y valores de EVPI y VSS.

RP	WS	EEV	EVPI	VSS
(x10 ³ €)				
24,42	0,74	74,79	23,68	50,37

En la figura 4 se comparan los costes de cada escenario tanto para el modelo de programación estocástica de dos etapas como para el modelo determinístico EV.

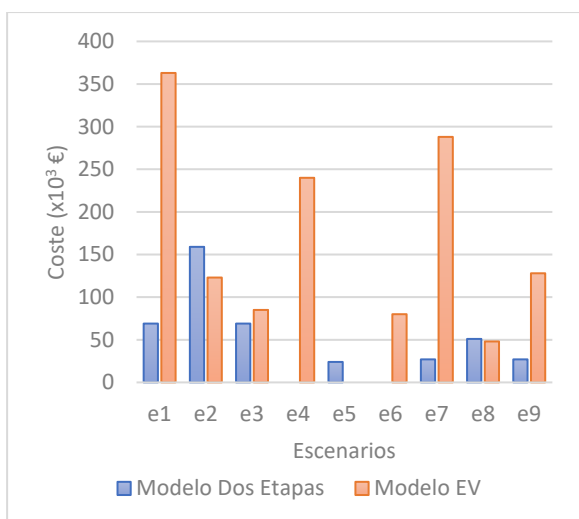


Figura 4: Costes de cada escenario para el modelo estocástico de dos etapas y el modelo EV

7.2 CVaR

A continuación, se exhiben los resultados obtenidos para el modelo de programación estocástica de dos etapas con gestión del riesgo.

En la tabla 3 se muestran los valores de VaR y CVaR con nivel de confianza del 99% y 60%. Además, se indican los costes esperados y el tiempo de resolución para ambos casos, incluyendo el enfoque neutral al riesgo.

Tabla 3: Valores de VaR y CVaR con nivel de confianza del 99% y 60%.

1- α	VaR _{1-α} (x10 ³ €)	CVaR _{1-α} (x10 ³ €)	Coste esperado (x10 ³ €)	Tiempo (s)
0,99	81,56	81,56	81,28	93,67
0,6	30	39,38	33,69	131,06
Neutral al riesgo (RP)	NA	NA	24,42	51,58

En la figura 5 se comparan los costes de cada escenario en cada uno de los enfoques mencionados previamente.

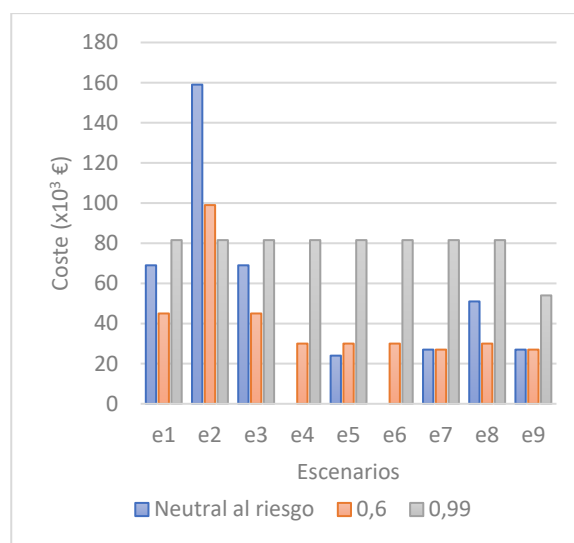


Figura 5: Costes de cada escenario para enfoque neutral al riesgo, CVaR_{0,6} y CVaR_{0,9}

8 CONCLUSIONES

En el presente trabajo se abordó la evaluación de la solución obtenida a partir de un modelo de programación estocástica de dos etapas aplicado a la optimización de la programación de operaciones de crudos en una refinería con acceso marítimo, considerando incertidumbre en la fecha de llegada de

los barcos. Además, se analizó el resultado de incluir gestión del riesgo en el modelo a partir de la evaluación de las soluciones obtenidas para distintos niveles de aversión al riesgo.

En función de los resultados obtenidos en la sección 7 se concluye que:

- Si accedemos a información más completa sobre el futuro, entonces la solución RP mejora.
- El VSS indica que vale la pena utilizar la optimización estocástica de dos etapas ya que el coste esperado al utilizar los valores medios de los parámetros inciertos se eleva en 50,37 k€.
- Tomando en cuenta la figura 4 se observa que, si bien para ciertos escenarios la solución EEV resulta mejor que la RP, en la mayoría de ellos el rendimiento de la solución RP es superior. Además, existen escenarios para los cuales EEV incurre en costes muy elevados (e_1 , e_4 y e_7). Por lo tanto, es preferible aplicar RP.
- Por otro lado, al incluir riesgo en el modelo estocástico de dos etapas, se observa que el coste esperado aumenta al incrementar la aversión al riesgo. Sin embargo, a partir de la figura 5, se deduce que las soluciones obtenidas al considerar riesgo resultan más “estables” que la solución neutral al riesgo. Específicamente en el escenario 2, se puede apreciar que el coste de la solución neutral al riesgo es el doble que el coste de CVaR con nivel de confianza del 99%.

Agradecimientos

Se agradece el apoyo financiero brindado por la Agencia Estatal de Investigación a través del Subprograma Estatal de Formación del Programa Estatal de Promoción del Talento y su Empleabilidad en I+D+i, en el marco del Plan Estatal de Investigación Científica y Técnica y de Innovación 2017-2020, cofinanciado por el Fondo Social Europeo, bajo los proyectos InCo4In (PGC 2018-099312-B-C31) y a-CIDiT (PID2021-123654OB-C31). También se agradece a Petróleos del Norte S.A.

English summary

ASSESSMENT OF STOCHASTIC OPTIMIZATION OF CRUDE OIL OPERATIONS SCHEDULING IN A REFINERY

Abstract

This paper addresses the optimization of crude oil operations, considering uncertainty, in a marine-access refinery.

First, we evaluate the performance of a two-stage stochastic programming model. For this purpose, we calculate the measures Expected Value of Perfect Information (EVPI) and Value of Stochastic Solution (VSS), which allow us to assess and compare the solution of the stochastic model against solutions obtained from deterministic models.

Secondly, we present an analysis of the solutions obtained by including risk management in the stochastic model, using the Conditional Value at Risk (CVaR) measure.

Keywords: Stochastic optimization; Continuous-time representation; Crude oil scheduling; CVaR; EVPI; VSS.

Referencias

- [1] Birge, J. R., & Louveaux, F. (2011). Introduction to Stochastic Programming. In *Springer Series in Operations Research and Financial Engineering*.
- [2] Cerdá, J., Pautasso, P. C., & Cafaro, D. C. (2015). Efficient approach for scheduling crude oil operations in marine- Access refineries. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 54(33), 8219–8238. <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.5b01461>
- [3] Garcia Garcia-Verdier, T. J., Gutierrez, G., Mendez, C., G. Palacin, C., & de Prada, C. (2022). Minimización de riesgo en programación de operaciones de crudos en una refinería. *Simposio Conjunto de Los Grupos Temáticos de CEA “Modelado, Simulación, Optimización e Ingeniería de Control,”* 22–27.
- [4] Gómez Palacín, C. (2020). *Efficient scheduling of batch processes in continuous processing lines* [Universidad de Valladolid]. <https://doi.org/10.35376/10324/43323>
- [5] Palacín, C. G., Méndez, C. A., & de Prada, C. (2019). Slots start-up synchronization with shared resources dependency. *Chemical Engineering Transactions*, 74, 1321–1326. <https://doi.org/10.3303/CET1974221>
- [6] Reddy, P. C. P., Karimi, I. A., & Srinivasan, R. (2004). A new continuous-time formulation for scheduling crude oil operations. *Chemical Engineering Science*, 59(6), 1325–1341. <https://doi.org/10.1016/j.ces.2004.01.009>

