

APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA DE ADAPTACIÓN DE MODIFICADORES CON DATOS DE TRANSITORIO PARA RTO DE UNA COLUMNA FRACIONADORA DE PROPANO-PROPILENO

Erika Oliveira da Silva, Tania Rodríguez-Blanco, César de Prada Moraga
 Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Valladolid, C/Doctor Mergelina s/n,
 47011, Valladolid, erika.oliveira@autom.uva.es, tania.rodriguez@autom.uva.es, prada@autom.uva.es

Resumen

Para procesos de dinámica muy lenta pueden tardar incluso varios días para alcanzar el punto óptimo con el uso de un RTO (Real Time Optimization) y metodologías tradicionales de MA (Modifier Adaptation). Con el objetivo de disminuir el tiempo de espera y así el tiempo que las restricciones puedan ser violadas, el siguiente trabajo presenta la aplicación de la metodología MA con uso de datos transitorios para estimar los gradientes de la planta. La metodología es aplicada a una fraccionadora real de propano-propileno.

Palabras clave: RTO, MA, Fraccionadora, Modelo riguroso.

1 INTRODUCCIÓN

El interés de aumentar la competitividad de la industria y las exigencias de calidad, medioambientales y seguridad, cada vez más presentes, ha llevado a un incremento acelerado del uso de las técnicas y algoritmos de optimización, en particular, de la optimización en tiempo real (*Real Time Optimization*, RTO). RTO es un problema de optimización con objetivos económicos que utiliza modelos explícitos del proceso para calcular los puntos de consigna óptimos de las variables de decisión en estado estacionario los cuales se traspanan a controladores de bajo nivel, comúnmente un MPC (*Model Predictive Control*). La optimización económica RTO considera las restricciones de dimensiones de equipo, almacenamiento, rango de las variables de operación, pureza de los productos, aspectos de seguridad y medioambientales, así como los costes de materia prima, utilidades y precio de productos.

Sin embargo, ningún modelo es una representación perfecta de la realidad y las incertidumbres estructurales y paramétricas de los modelos hacen que los óptimos calculados por la RTO no coincidan con los del proceso real. Existen varias formas de abordar este problema. De entre ellas, una es modificar el

problema de optimización de modo que las condiciones necesarias de optimalidad del problema (NCO) se igualen a los de la planta real. Esa estrategia es conocida como la metodología de adaptación de modificadores (*Modifier Adaptation*, MA), presentada por Chachuat [1], que considera la idea de añadir modificadores de primera orden propuesta por Gao y Engell [2] y formalizada por Marchetti [3]. Consideremos el problema de optimización original como ecuación (1).

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{u}} \phi(\mathbf{u}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) \\ \text{s. a. } & g_i(\mathbf{u}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) \leq 0 \quad i = 1, \dots, n_g \\ & \mathbf{h}(\mathbf{u}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) = 0 \\ & \mathbf{u}^L \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}^U \end{aligned} \quad (1)$$

Donde ϕ es la función de coste, \mathbf{u} es el vector de variables de decisión, \mathbf{y} es el vector de variables de salida, $\boldsymbol{\beta}$ es el vector de parámetros inciertos, g_i y \mathbf{h} son las restricciones de desigualdad e igualdad respectivamente que representan el modelo del sistema, \mathbf{u}^L es el valor mínimo de las variables de decisión y \mathbf{u}^U los valores máximos. De forma general, la metodología MA añade modificadores a la función coste y restricciones, resultando en la ecuación (2).

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{u}} \phi(\mathbf{u}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) + \boldsymbol{\lambda}_k^T (\mathbf{u} - \mathbf{u}_{k-1}^*) \\ \text{s. a. } & g_{M,i}(\mathbf{u}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) = g_i(\mathbf{u}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) \\ & \quad + \boldsymbol{\gamma}_k^T (\mathbf{u} - \mathbf{u}_{k-1}^*) \\ & \quad + \varepsilon_{i,k} \leq 0 \\ & \mathbf{h}(\mathbf{u}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) = 0 \\ & \mathbf{u}^L \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}^U \\ & i = 1, \dots, n_g \end{aligned} \quad (2)$$

ϕ_M es la función de coste modificada, \mathbf{u}_{k-1}^* son los valores de las variables manipuladas en el estado estacionario anterior. Donde los modificadores son calculados como en (3).

$$\lambda_k^T = \frac{\partial \phi_P}{\partial \mathbf{u}} \Big|_{\mathbf{u}_{k-1}^*} - \frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{u}} \Big|_{\mathbf{u}_{k-1}^*}$$

$$\mathbf{v}_{k,i}^T = \frac{\partial g_{P,i}}{\partial \mathbf{u}} \Big|_{\mathbf{u}_{k-1}^*} - \frac{\partial g_i}{\partial \mathbf{u}} \Big|_{\mathbf{u}_{k-1}^*} \quad (3)$$

$$\varepsilon_{i,k} = g_{P,i}(\mathbf{u}_{k-1}^*) - g_i(\mathbf{u}_{k-1}^*)$$

Donde el sub-índice P indica que la correspondiente expresión se refiere al proceso, no al modelo.

El problema (2) se resuelve iterativamente aplicando los valores \mathbf{u}_k^* y actualizando los modificadores. En esta formulación, el número de modificadores viene dado por (4).

$$n_{mod} = n_g + n_u(n_g + 1) \quad (4)$$

El modelo de proceso de la capa RTO debe satisfacer algunos criterios relativos a las NCO. La metodología MA garantiza que las condiciones Karush-Kuhn-Tucker (KKT) de primer orden del modelo y del proceso coincidan. Para que las condiciones de segundo orden también se cumplan, el Hessiano reducido del Lagrangiano del problema (2) debe ser positivo definido en \mathbf{u}_P^* .

Como se puede ver en (3), la metodología MA necesita de los valores de gradiente de la planta real y del modelo para el cálculo de los modificadores. Hay diversas formas de estimar los gradientes del modelo con exactitud, sin embargo, la estimación en proceso real es más difícil. Por esta razón, las variantes de la metodología MA se difieren principalmente por la forma de que se estima el gradiente del proceso. La forma más intuitiva, es utilizar las diferencias finitas con los datos obtenidos en dar saltos en cada variable manipulada, pero esto requiere un gran número de experimentos antes de cada ejecución del RTO, lo que es inviable en la práctica. Otra forma propuesta por la metodología DMA (*Dual Modifier Adaptation*) es añadir una restricción extra para garantizar que las excitaciones en el RTO previo sean suficientes para estimar los gradientes experimentales adecuadamente mediante derivadas direccionales usando las acciones pasadas. La variante *Nested Modifier Adaptation* (NMA) [4] actualiza los modificadores directamente utilizando un algoritmo de optimización no basado en gradientes, como, por ejemplo, el algoritmo de Nelder-Mead. Para problemas de gran dimensión donde el número de modificadores puede aumentar significativamente por cuenta de la relación presentada en (4), la metodología “*Nested Modifier* corrigiendo los gradientes del Lagrangiano” [5] disminuye el número de modificadores, manteniendo solamente los modificadores de orden cero en las restricciones y el del orden uno para el gradiente del Lagrangiano. Finalmente, para problemas que el estado estacionario puede tardar varias horas a alcanzarse, la metodología “MA basada en la estimación directa de los gradientes del proceso

usando RELS” usa un método para la estimación de los gradientes a partir de datos del transitorio [6].

Esta última metodología es de gran interés para la optimización de la operación de columnas de destilación, donde el estado estacionario tarda varias horas a llegar y cambios en las condiciones de operación o discrepancias del modelo y proceso durante la espera pueden resultar en suboptimalidad.

Este artículo aborda la optimización en tiempo real de un caso de estudio industrial, referido a un splitter propano-propileno de una refinería de petróleo. En concreto, presenta el modelado del proceso y la formulación del problema de optimización modificado para hacer que el óptimo calculado con el modelo coincida con el que corresponde a la planta real.

El presente trabajo está estructurado como sigue: en la sección dos se presenta la descripción del caso de estudio y la sección tres las ecuaciones que constituyen el modelo riguroso de la fraccionadora. La sección cuatro incluye la formulación del problema RTO, así como la de MA y la arquitectura del sistema de control propuesto. El artículo termina con unas conclusiones y referencias bibliográficas.

2 CASO DE ESTUDIO

2.1 DESCRIPCIÓN DEL PROCESO

La unidad de Craqueo Catalítica (*Fluid Catalytic Cracking*, FCC) es responsable en convertir fracciones de gasóleo pesado en productos con mayor valor agregado como la gasolina y gases. De forma general, la unidad está compuesta por las secciones de:

- a) Calentamiento de la carga
- b) Conversión de la carga por craqueo catalítico
- c) Fraccionamiento y tratamiento de los productos

En este trabajo, se modela rigurosamente una fraccionadora de propano-propileno de una unidad de FCC con el objetivo de que el modelo sea utilizado para la capa RTO con metodologías MA basadas en medidas del transitorio de una columna real de la refinería Petronor en Bilbao, norte de España. La fraccionadora consiste de un condensador total, un hervidor parcial, 135 etapas de equilibrio, operando entre 18,5 a 19,2 kgf/cm². La alimentación entra en el plato 51 a 30m³/h con una composición en volumen de 65,3% de propileno, 33,4% de propano y 1,3% de etano. La columna tiene como objetivo separar propileno del propano y el control quiere mantener la concentración de propileno en el flujo de destilado y flujo de colas dentro del establecido controlando los flujos de destilado y vapor, Figura 1.

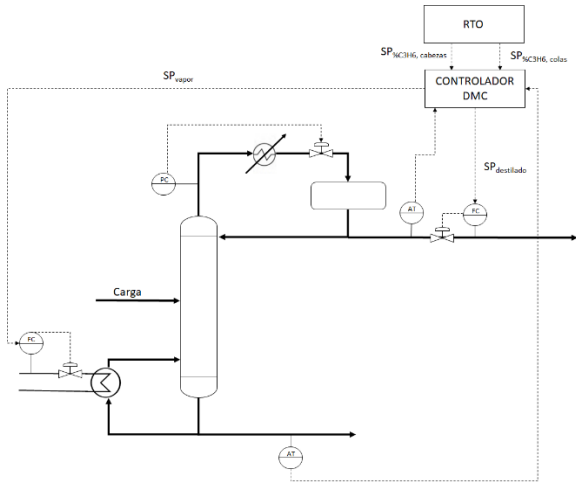


Figura 1: Estructura de control de la fraccionadora propano-propileno.

3 MODELO MATEMÁTICO

3.1 MODELO RIGUROSO

3.1.1 Ecuaciones de materia y energía

Las ecuaciones de balance de materia para cada plato n de la fraccionadora están descritas en (5), con (6) el plato de alimentación, mientras que (8) y (7) son las ecuaciones para el primero y último plato de la columna, respectivamente, y (9) presenta el balance de materia en el vaso acumulador.

$$\frac{dmol_n}{dt} = l_{n+1} + v_{n-1} - l_n - v_n \quad (5)$$

$$\frac{dmol_{n,carga}}{dt} = f + l_{n,carga+1} + v_{n,carga-1} - l_{n,carga} - v_{n,carga} \quad (6)$$

$$\frac{dmol_k}{dt} = l_{ref} + v_{k-1} - l_k - v_k \quad (7)$$

$$\frac{dmol_1}{dt} = l_2 + v_1 - b \quad (8)$$

$$\frac{dmol_{acum}}{dt} = l_{acum} - l_{ref} - d - l_{overflow} \quad (9)$$

Los balances de materia para los componentes están representados por las ecuaciones (10), (11) y (12).

$$\frac{dx_{j,n}}{dt} = l_{n+1}x_{j,n+1} + v_{n-1}y_{j,n-1} - l_nx_{j,n} - v_ny_{j,n} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{dx_{j,n,carga}}{dt} = & f_{zj} + l_{n,carga+1}x_{j,n,carga+1} \\ & + v_{n,carga-1}y_{j,n,carga-1} \\ & - l_{n,carga}x_{j,n,carga} \\ & - v_{n,carga}y_{j,n,carga} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\sum_j x_{j,n} = 1 \quad \sum_j y_{j,n} = 1 \quad (12)$$

Los balances de energía fueron considerados como modelos estacionarios en las ecuaciones (13) a (16), donde H_v es la entalpía del vapor, h_l es la entalpía del líquido y h_j es la entalpía específica de cada componente que depende de la temperatura T_n :

$$H_{v,n}v_n = h_{l,n+1}l_{n+1} + H_{v,n-1}v_{n-1} - h_{l,n}l_n \quad (13)$$

$$\begin{aligned} H_{v,n,carga}v_{n,carga} & = h_f f + h_{l,n,carga+1}l_{n,carga+1} \\ & + H_{v,n,carga-1}v_{n,carga-1} \\ & - h_{l,n,carga}l_{n,carga} \end{aligned} \quad (14)$$

$$H_{v,n} = \sum_j y_{j,n}h_j(T_n) \quad (15)$$

$$h_{l,n} = \sum_j x_{j,n}h_j(T_n) \quad (16)$$

Para el ebullidor también se considera un balance de energía estacionario, donde Q_b es el calor añadido al ebullidor, S es el flujo de vapor y Δh es el calor latente de vaporización que depende de la presión en el ebullidor:

$$H_{v,1}v_1 = Q_b - h_{l,1}b \quad (17)$$

$$Q_b = S\Delta h(P_{reboiler}) \quad (18)$$

La ecuación de energía en estado estacionario para el condensador está presentada por (19), donde Q_c viene como el calor retirado por este cambiador de calor calculado como (20) y (21).

$$Q_c = v_k[H_{v,k}(T_{head}) - h_{l,k}(T)] \quad (19)$$

$$Q_c = F_w C_{P,w} (T_{out,w} - T_{in,w}) \quad (20)$$

$$\begin{aligned} T_{out,w} & = T_k - \frac{(T_k - T_{in,w})}{e^{((U_{cond}(1-\alpha_{cond})A_{cond})/(F_w C_{P,w}))}} \end{aligned} \quad (21)$$

Donde F_w es el flujo másico de agua, $T_{out,w}$ y $T_{in,w}$ son las temperaturas de salida y entrada de agua respectivamente, A_{cond} es el área de intercambio de calor, U_{cond} es el coeficiente global de transferencia

de calor, α_{cond} es tanto por uno que es utilizado del área del condensador y $C_{p,w}$ es el calor específico del agua.

3.1.2 Equilibrio líquido-vapor

El equilibrio líquido-vapor viene dado por la ley de Raoult (22) donde Ef representa la eficiencia del plato, $K_{j,n}$ es la constante de equilibrio que se calcula por la relación entre presión de saturación $P_{sat,j}$ de cada componente y la presión en el plato (23). $P_{sat,j}$ viene calculado por la ecuación de Antoine (24).

$$y_{eq,j,n} = Ef \cdot K_{j,n} x_{j,n} \quad (22)$$

$$K_{j,n} = \frac{P_{sat,j}}{P_n} \quad (23)$$

$$P_{sat,j,i} = 10^{A_j - \frac{B_j}{T_i + C_j}} \quad (24)$$

Se considera una pérdida de carga a lo largo de la columna que es función de la corriente de vapor que pasa por cada plato y la presión en el topo de la columna (25).

$$P_i = P_{i+1} + (v_i/c)^2 \quad (25)$$

El sistema de ecuaciones no lineales presentado fue resuelto con el uso del software PROOSIS®.

3.2 MODELO SIMPLIFICADO

El modelo utilizado en RTO será un modelo simplificado que se basa en la idea que una columna puede ser dividida en tres partes: la sección de enriquecimiento, la sección de agotamiento y el plato de alimentación. Entonces, el balance de masa global viene como (26):

$$f = d + b \quad (26)$$

Donde f , d y b son los flujos molares de alimentación, destilado y colas. Los balances de la sección de enriquecimiento y agotamiento vienen como (27) y (28).

$$v = l_{ref} + d \quad (27)$$

$$l^S = v^S + b \quad (28)$$

Donde v y v^S son el flujo de vapor molar de las secciones de enriquecimiento y agotamiento, l^S es el flujo molar de líquido de la sección de agotamiento y l_{ref} es el reflujo molar.

Los balances por componentes serían:

$$f x_{j,n,carga} = d x_{D,j} + b x_{B,j} \quad (29)$$

$$l^S x_j^S = v^S y_j^S + b x_{B,j} \quad (30)$$

$$y_j = x_{D,j} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} \sum_j x_{j,n,carga} &= 1 & \sum_j x_j^S &= 1 & \sum_j y_j^S &= \\ 1 \sum_j x_j &= 1 & \sum_j y_j &= 1 & \sum_j x_{B,j} &= 1 \end{aligned} \quad (32)$$

Los balances de energía son dados como:

$$Q_c = v(H_D(T_{head}) - h_D(T_{head})) \quad (33)$$

$$Q_b = S \Delta h(P_{reboiler}) \quad (34)$$

$$\begin{aligned} l^S h^S(T_{bottom}) + Q_b & \\ &= v H^S(T_{bottom}) \\ &+ b h_B(T_{bottom}) \end{aligned} \quad (35)$$

4 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA RTO Y APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA MA

4.1 FORMULACIÓN RTO

La función objetivo económica de RTO tiene como objetivo maximizar la producción de destilado con la composición especificada y minimizar el consumo de vapor (36). Se considera un valor fijo de 50 €/ton para el vapor consumido (P_S) y 80 €/ton para el propileno producido (P_D) con la pureza mínima en el flujo másico en cabezas (D) y cola (B) requerida que viene dada por la restricción (37) y (38). Para valores de pureza del destilado inferior al establecido, el precio del destilado disminuye en función de la composición.

$$\max_{D,S} \phi = P_D D(x_D(C_3H_6)) - P_S S \quad (36)$$

s.a

$$g_1 = x_D(C_3H_6) \geq 0,97 \quad (37)$$

$$g_2 = x_B(C_3H_6) \leq 0,10 \quad (38)$$

4.2 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA MA BASADO EN DATOS DEL TRANSITORIO

Como la fraccionadora propano-propileno tiene una respuesta dinámica muy lenta, el uso de datos del estado estacionario para el MA es impracticable, porque el punto óptimo se alcanzará después de varios días de operación. Además, mientras se espera alcanzar el estado estacionario, posibles cambios en las condiciones de operación o discrepancias entre

modelo y proceso pueden causar cambios entre el óptimo calculado y del proceso, resultando en suboptimalidad. Por esta razón, es recomendable utilizar una metodología que considere los datos del estado transitorio. En este trabajo, se utiliza el “MA basado en la estimación directa de los gradientes del proceso usando RELS” presentada por Rodriguez-Blanco *et al.* [6]. Esta metodología puede aplicarse en presencia de incertidumbre estructural y paramétrica además no es necesario identificar cuáles son los parámetros inciertos.

El problema de optimización modificado viene en (39), (40) y (41). El suscrito $k - 1$ indica que la medida corresponde al estado estacionario anterior. El número de modificadores del RTO calculado por (4) es 8, dado que son 2 las variables de decisión, los flujos de destilado y flujo de vapor (D, S), y hay 2 restricciones, una para la composición del destilado (37) y otra para la composición del flujo de fondo (38).

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{u}} \phi_M = P_D D(x_D(C_3H_6)) - P_S S \\ + \lambda_k^T (\mathbf{c}(\mathbf{u}) \\ - \mathbf{c}(\mathbf{u}_{P,k-1})) \end{aligned} \quad (39)$$

s.a

$$\begin{aligned} g_{1,M} = -x_D(C_3H_6) + 0,97 \\ + \gamma_k^T (\mathbf{c}(\mathbf{u}) \\ - \mathbf{c}(\mathbf{u}_{P,k-1})) + \varepsilon_{g_1} \end{aligned} \quad (40)$$

$$\begin{aligned} g_{2,M} = x_B(C_3H_6) - 0,10 \\ + \gamma_k^T (\mathbf{c}(\mathbf{u}) \\ - \mathbf{c}(\mathbf{u}_{P,k-1})) + \varepsilon_{g_2} \end{aligned} \quad (41)$$

Para estimar los gradientes de proceso, se considera que la dinámica de la función coste es descrita por un polinomio cuadrático de Taylor (42) que relaciona la variación de la función de coste $\Delta\phi_{P,k}$ con la variación de las variables manipuladas $\Delta\mathbf{u}_{k-1}$ del estado de tiempo actual \mathbf{u}_{k-1} y anterior \mathbf{u}_{k-2} que también son las variables de decisión del problema RTO.

$$\begin{aligned} \Delta\hat{\phi}_{P,k} \approx \Delta\mathbf{u}_{k-1}^T \nabla_{\mathbf{u}_{k-1}} \phi_P + \\ \frac{1}{n_u!} \sum_{i,j=1}^{n_u} \nabla^2_{u_{i,k-1} u_{j,k-1}} \phi_P \Delta u_{i,k-1} \Delta u_{j,k-1} \approx \\ \varphi_{k-1}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} \end{aligned} \quad (42)$$

$$\varphi_{k-1}^T = \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{u}_{k-1}^T \\ \Delta u_{1,k-1}^2 \dots \Delta u_{n_u,k-1}^2 \dots \\ \Delta u_{1,k-1} \Delta u_{2,k-1} \dots \\ \Delta u_{i,k-1} \Delta u_{j>1,k-1} \dots \\ \Delta u_{n_u-1,k-1} \Delta u_{n_u,k-1} \end{bmatrix} \quad (43)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} = \begin{bmatrix} \nabla_{\mathbf{u}_{k-1}} \phi_P \\ \frac{1}{2} \nabla^2_{u_{i,k-1} u_{j,k-1}} \phi_P \dots \\ \frac{1}{2} \nabla^2_{u_{n_u,k-1} u_{n_u,k-1}} \phi_P \dots \\ \nabla^2_{u_{i,k-1} u_{j>i,k-1}} \phi_P \dots \\ \nabla^2_{u_{n_u-1,k-1} u_{n_u,k-1}} \phi_P \end{bmatrix} \quad (44)$$

Donde $\Delta\hat{\phi}_k$ es el estimador de la variación de la función coste, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ es el vector de los parámetros estimados que contiene los gradientes de proceso necesarios para el cálculo de los modificadores (3).

Los gradientes en $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ son estimados aplicando RELS (algoritmo de mínimos cuadrados recursivo extendido) con factor de olvido α , esto es, los datos más antiguos son descartados y se considera los más recientes. El algoritmo es utilizado por ser de simple aplicación e implementación, además suele convergir más rápidamente que otros algoritmos. El RELS está basado en la diferencia entre el $\Delta\phi_k$ medido y $\Delta\hat{\phi}_k$ estimado. Las iteraciones del estimador de parámetros se dan por:

$$\Sigma_0 = \frac{1}{\alpha} I \quad (45)$$

$$\Delta\mathbf{u}_k = \mathbf{u}_{k-1} - \mathbf{u}_{k-2} \quad (46)$$

$$\Delta\mathbf{u}_{k-1} = \mathbf{u}_{k-1} - \mathbf{u}_{k-2} \quad (47)$$

$$\Delta\hat{\phi}_{P,k} = \varphi_{k-1}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}_k \quad (48)$$

$$e_k = \Delta\phi_k - \Delta\hat{\phi}_k \quad (49)$$

$$\begin{aligned} (\Sigma_k)^{-1} \\ = \frac{1}{\alpha} (\Sigma_{k-1})^{-1} \\ - \frac{1}{\alpha^2} (\Sigma_{k-1})^{-1} \varphi_k \left(1 \right. \\ \left. + \frac{1}{\alpha} \varphi_k^T (\Sigma_{k-1})^{-1} \varphi_k \right)^{-1} \varphi_k^T (\Sigma_{k-1})^{-1} \end{aligned} \quad (50)$$

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\theta}}_k \\ = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} \\ + \frac{1}{\alpha} (\Sigma_{k-1})^{-1} \varphi_{k-1} \left(1 \right. \\ \left. + \frac{1}{\alpha} \varphi_{k-1}^T (\Sigma_{k-1})^{-1} \varphi_{k-1} \right)^{-1} (e_k) \end{aligned} \quad (51)$$

5 CONCLUSIÓN

El trabajo presenta una propuesta de resolución de un problema de optimización económico de la capa RTO de una fraccionadora propano-propileno. La metodología “MA basado en la estimación directa de los gradientes del proceso usando RELS” fue aplicada porque utiliza datos del transitorio para estimar el gradiente, disminuyendo el tiempo a alcanzarse el

transitorio y por consecuencia el tiempo que las restricciones pueden ser violadas.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado gracias al proyecto DPI2015-70975-P (Integración de Optimización y Control en Plantas de Proceso) del MINECO del Gobierno de España.

MODIFIER-ADAPTATION METHODOLOGY USING TRANSIENT DATA FOR RTO IN A PROPANE- PROPYLENE SPLITTER

The optimal point calculated by a RTO (Real Time Optimization) and traditional MA (Modifier Adaptation) methodologies can take several days to be reached in slow dynamics processes. In order to reduce the waiting time and also the time that the restrictions can be violated, the following work presents the application of the MA methodology with the use of transient data to estimate plant gradients. The methodology is applied to a real propane-propylene splitter.

Keywords: RTO, MA, Splitter, Rigorous Model.

Referencias

[1] Chachuat, B., Srinivasan, B., and Bonvin, D., "Adaptation strategies for real-time

optimization," *Comput. Chem. Eng.*, vol. 33, no. 10, pp. 1557–1567, 2009.

- [2] Gao, W. and Engell, S., "Iterative set-point optimization of batch chromatography," *Comput. Chem. Eng.*, vol. 29, pp. 1401–1409, 2005.
- [3] Marchetti, A., Chachuat, B., and Bonvin, D., "Modifier-Adaptation Methodology for Real-Time Optimization," pp. 6022–6033, 2009.
- [4] Navia, D., Briceño, L., Gutiérrez, G., and De Prada, C., "Modifier-Adaptation Methodology for Real-Time Optimization Reformulated as a Nested Optimization Problem," *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 54, no. 48, pp. 12054–12071, 2015.
- [5] Rodríguez-Blanco, T., Sarabia, D., and de Prada, C., "Optimización en Tiempo Real utilizando la Metodología de Adaptación de Modificadores," *RIAI Rev. Iberoam. Automática e Informática Ind.*, 2017.
- [6] Rodríguez-Blanco, T., Sarabia, D., and de Prada, C., "Modifier-adaptation approach using RELS to compute process gradients," *FOCAPO-CPC 2017*, no. 1, 2017.



© 2018 by the authors.
Submitted for possible open
access publication under
the terms and conditions of the Creative Commons
Attribution CC-BY-NC 3.0 license
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>).