

# INTEGRACIÓN OPTIMIZACIÓN – CONTROL PREDICTIVO Y APLICACIÓN A LA PLANTA TENNESSEE EASTMAN

Luz A. Alvarez Toro<sup>1</sup> y Oscar Sotomayor<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Escola Politécnica Universidade de São Paulo (USP), São Paulo – SP, BRASIL

<sup>2</sup> Centro de Ciências Exatas e Tecnologia, Universidade Federal de Sergipe (UFS), São Cristóvão – SE, BRASIL

## RESUMEN

El control predictivo (MPC) es una estrategia de control avanzada, ampliamente usada en procesos industriales. MPC es también una de las áreas de investigación más activas en la teoría de control. Asuntos tales como optimalidad, estabilidad y robustez son bien conocidos, sobre todo para sistemas lineales. Sin embargo, a pesar de esta grande adopción, tanto en los medios industriales como académicos, poco se ha escrito sobre la forma cómo estos controladores son implementados en la práctica. Este artículo trata de llenar este vacío, presentando el desarrollo de sistemas de optimización y MPC, y discutiendo su integración dentro de una estructura de control jerárquica. El esquema de control integrado propuesto es aplicado a la planta Tennessee Eastman, y los resultados obtenidos muestran la efectividad de la estrategia propuesta para el control óptimo de procesos.

**Palabras clave:** Control predictivo, Optimización, Control jerárquico, Control óptimo de procesos, Planta Tennessee Eastman.

## ABSTRACT

The predictive control (MPC) is an advanced control strategy widely used in industrial processes. MPC is also one of the most active areas of research in the theory of control. Subjects such as optimality, stability and robustness are well known, especially for linear systems. However, despite this large adoption, both in the media industry and academics, little has been written about how these drivers are implemented in practice. This article tries to fill this gap, introducing the development of systems optimization and MPC, and discussing their integration into a hierarchical control structure. The proposed integrated control scheme is applied to the Tennessee Eastman plant, and the results show the effectiveness of the proposed strategy for optimal control of processes.

**Keywords:** Predictive control, Optimization, Hierarchical control, Optimal control of processes, Plant Tennessee Eastman.

## I. INTRODUCCIÓN

El Control predictivo (MPC) o control predictivo basado en modelo (MBPC) puede ser considerado como la mayor innovación en control avanzado de procesos de los últimos 20 años y la herramienta *standard* para aplicaciones industriales (Qin y Badgwell, 2003). El número de estas aplicaciones es estimada alrededor de 6000 en todo el mundo, constituyendo un mercado creciente a una proporción anual de, aproximadamente, 18%. Su suceso se debe, principalmente, a la incorporación de un modelo del proceso en el cálculo de la ley de control y a su fuerte relación con optimización *on-line*, que le permite tratar procesos multivariables, acoplados, con respuestas inversas, tiempos muertos, restricciones operacionales y errores de modelado y de medición.

MPC es también una de las áreas de investigación más activas. Desde el trabajo pionero de García *et al.* (1989), la teoría MPC ha evolucionado en forma substancial. Actualmente, cuestiones teóricas tales como optimalidad, estabilidad, desempeño y robustez son bien conocidas, sobre todo para sistemas descritos por modelos lineales, que puede ser comprobado por la cantidad de artículos disponible en la literatura. Sin embargo, a pesar de la amplia adopción de los controladores MPC, tanto en los medios industriales como académicos, poco se ha escrito sobre la forma como estos controladores son implementados en la práctica.

En una instalación industrial típica, los MPC son comúnmente implementados en el nivel de supervisión dentro de una estructura de control jerárquica, entre un nivel superior de optimización estacionaria y un nivel inferior de control regulatorio, como es mostrado en la Figura N.º 1. Esta estructura de control jerárquica proporciona una separación clara de objetivos y escalas de tiempos entre los diferentes niveles que componen la estructura (Skogestad, 2004). Por ejemplo, los niveles de optimización calculan la operación económica de la planta en una escala de

tiempo de minutos a horas, en tanto que los niveles de control proporcionan regulación y acción de servo en escalas de tiempo de segundos a minutos.

El objetivo del presente trabajo es mostrar el desarrollo e integración de sistemas de optimización estacionaria y control MPC y su aplicación en procesos industriales complejos, haciendo parte de una estructura de control jerárquica. El desempeño del sistema de control integrado es evaluado por simulaciones usando la planta Tennessee Eastman (TE), para los casos de variaciones en las condiciones de operación y perturbaciones no medidas. Propiedades de esquemas integrados optimización-MPC del punto de vista de estrategias de implementación, estabilidad robusta, desempeño dinámico y análisis de sensibilidad, son analizados por Ying y Joseph (1999) y Nikandrov y Swartz (2008). Este esquema de control integrado es implementado en la mayoría de los paquetes comerciales MPC y es, frecuentemente, usado en la industria.

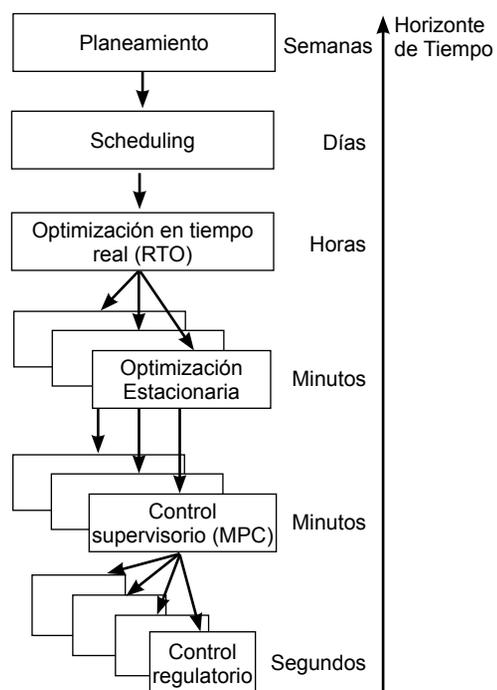


Figura N.º 1. Estructura de control jerárquico.



procesos y e) recuperarse rápida y suavemente de las perturbaciones, cambios en la velocidad de producción o en la composición del producto. Es necesario resaltar que una de las restricciones más importantes en la planta son los límites de operación de las variables presión y temperatura en el reactor; si la presión alcanza el límite superior de seguridad de 300kPa, la operación de la planta se detiene, es decir, se apaga.

El listado de las variables medidas y manipuladas de la planta TE y sus valores operacionales en estado estacionario son aquí omitidos, mas pueden ser encontrados en el trabajo original de Downs y Vogel (1993) o en Ricker (1995).

### III. CONTROL PREDICTIVO

El término control predictivo (MPC) o control predictivo basado en modelo (MBPC) se refiere a una clase de algoritmos de control automático que controlan la respuesta futura de una planta a través del uso de un modelo explícito del proceso. En cada instante de muestreo, el MPC soluciona *on-line* un problema lineal cuadrático (LQ), usando el estado actual de la planta como estado inicial. El resultado de la optimización genera una secuencia de control óptimo en lazo abierto que es aplicado a la planta de acuerdo con la filosofía del control de horizonte móvil (RHC), donde solo la primera acción de control de la secuencia es usada, proporcionando un controlador con las características de re-alimentación deseadas. MPC incorpora ideas de identificación de sistemas, optimización y teoría de control.

Los orígenes del MPC tuvieron inicio a partir de 1960 (García *et al.*, 1989). Al contrario de la teoría de control óptimo LQ, que fue desarrollada en los medios académicos, el MPC surgió de la necesidad práctica de

enfrentar problemas multivariables, pues los controladores convencionales PID fueron incapaces de satisfacer los requerimientos crecientes de desempeño de las industrias. Sin embargo, el interés real en MPC comenzó a crecer a partir de 1980, después de los primeros trabajos sobre MPHC (*Model Predictive Heuristic Control*), DMC (*Dynamic Matrix Control*) y, particularmente, después del QDMC (*Quadratic Dynamic Matrix Control*), que fueron muy populares en la industria petroquímica y en las estaciones de energía. Desde esa época han surgido nuevas variantes MPC, tales como: MAC, IMC, GPC, MOOCA, HIECON, PFC, OPC, PCT e RMPCT. A pesar de la cantidad de abreviaciones introducidas, no existen muchas diferencias entre estos algoritmos. Típicamente, estos algoritmos difieren en el modelo del proceso usado, perturbaciones y adaptación. Interesantes *reviews* de esta tecnología pueden ser vistos en García *et al.* (1989), Morari *et al.* (1999), Rawlings (2000), Qin e Badgwell (2003) y Camacho y Bordons (2004).

A pesar del surgimiento de los algoritmos MPC no lineales (NMPC), la generación actual de algoritmos MPC, comercialmente disponibles, son basados en modelos lineales (LMPC, o simplemente MPC). Entre estos, el algoritmo QDMC de García y Morshedi (1986), que usa un modelo de respuesta al escalón para predicción, es ampliamente usado en aplicaciones industriales. Básicamente, el QDMC debe calcular los valores de las variables manipuladas (acciones de control) que minimizan a diferencia entre los valores predichos y deseados de las variables controladas, sujetas a las restricciones impuestas a las variables manipuladas. En general, el algoritmo QDMC minimiza un funcional de costo cuadrático de la siguiente forma:

$$\min_{\Delta u} \sum_{i=1}^P (\hat{y}(k+i) - y_{sp})^T Q (\hat{y}(k+i) - y_{sp}) + \sum_{j=1}^m \Delta u(k+j-1)^T R \Delta u(k+j-1) \quad (1)$$

sujeto a:

$$\begin{aligned}
 -\Delta u_{\max} &\leq \Delta u(k+j-1) \leq \Delta u_{\max}, \quad j=1, \dots, m \\
 u_{\min} &\leq u(k-1) + \sum_{i=1}^j \Delta u(k+i-1) \leq u_{\max}, \quad j=1, \dots, m
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

donde:

$\hat{y}(k+i)$  es el valor predicho de la salida, considerando el efecto de las acciones de control futuras,  $y_{xp}$  es el setpoint o valor deseado,  $\Delta u(k+i-1) = u(k+i-1) - u(k+i-2)$  es el incremento en las entradas, es el horizonte de optimización o de predicción del controlador, es el horizonte de control, es el límite máximo de incremento en las entradas, y son los límites máximo y mínimo de las entradas;  $Q$  y  $R$  son matrices diagonales de ponderación positiva definida y positiva semi-definida, respectivamente.

Por conveniencia, la ecuación (1) puede ser escrita en la forma matricial compacta como:

$$\min_{\Delta u_k} J = e^T Q e + \Delta u_k^T R \Delta u_k
 \tag{3}$$

En el caso del DMC se puede demostrar que  $e = -S \Delta u_k + e_k'$ , y por tanto el problema (3) queda de la siguiente forma:

$$\min_{\Delta u_k} J = \Delta u_k^T (S^T Q S + R) \Delta u_k + 2(e_k')^T Q S \Delta u_k
 \tag{4}$$

donde:

-  $\Delta u_k = [\Delta u(k)^T \dots \Delta u(k+m-1)^T]^T \in \mathbb{R}^{m \cdot nu}$  es el vector de variaciones de las acciones de control y  $nu$  es el número de variables manipuladas (entradas).

-  $S \in \mathbb{R}^{(p \cdot ny) \times (m \cdot nu)}$  es la matriz dinámica que contiene el modelo del proceso y  $ny$  es el número de variables controladas (salidas).

-  $Q \in \mathbb{R}^{(p \cdot ny) \times (p \cdot ny)}$  es la matriz diagonal de factores de peso de las variables controladas.

-  $R \in \mathbb{R}^{(m \cdot nu) \times (m \cdot nu)}$  es la matriz diagonal de factores de supresión de las variaciones de las acciones de control.

-  $e_k' = -[y_{sp} - \hat{y}_k] \in \mathbb{R}^{(p \cdot ny)}$  es el vector de errores entre el valor deseado y los valores predichos si no hay ninguna acción de control futura y  $\hat{y}_k$  es el vector de predicción debido a las acciones de control pasadas.

El problema de minimización (4) sujeto a restricciones (2) es resuelto usando programación cuadrática (QP). Note que solo el primer elemento de  $\Delta u_k$  es aplicado a la planta.

#### IV. OPTIMIZACIÓN ESTACIONARIA

La optimización en estado estacionario soluciona, en el mismo instante de muestro del controlador MPC, un problema de programación lineal (LP) o QP con restricciones, usando un modelo en estado estacionario del proceso (consistente con el modelo dinámico usado en el MPC) e informaciones provenientes del controlador. El resultado de la optimización estacionaria (setpoints para las variables controladas y/o *targets* para las variables manipuladas) es enviado al MPC para su implementación.

En general, la optimización estacionaria LP (o QP) establece una ligazón entre el RTO y el MPC (ver Figura N.º 1), haciendo ajustes en los valores óptimos provenientes del RTO, en respuesta a perturbaciones o cambios en las condiciones operacionales, además de proporcionar una posible solución en estado estacionario para el controlador (que satisface todas las restricciones dando estabilidad al MPC) sin que el proceso haya alcanzado tal condición. La optimización estacionaria también da un alto grado de robustez; proporciona un desempeño libre de *offsets* (en las variables controladas y en las variables manipuladas) independiente de los pesos en la función objetivo del MPC; permite la opción de especificar qué variables controladas son operadas por setpoint o cuales son operadas por bandas; permite controladores no cuadrados y opera variables integradoras conjuntamente con variables estables (Sorensen e Cutler, 1998; Bezerra *et al.*, 1998, 1999).

La principal diferencia entre una optimización estacionaria LP y QP, es que la solución LP estará en la intersección de las restricciones. Cuando una perturbación entra al proceso, el punto óptimo se puede mover. Usando LP, esto puede resultar en un salto de una intersección para otra, i.e. los setpoints/targets pueden cambiar abruptamente, lo que es perjudicial para la estabilidad del controlador. Por otro lado, con la QP, este tipo de situación es menos probable de suceder y, por tanto, la performance del sistema entero será mejor. En el caso que las dinámicas de las perturbaciones sean muy rápidas, un filtro tiene que ser diseñado para tratar de suavizar los cambios en los *setpoints/targets*. Otra desventaja de la optimización LP es que el problema LP puede tener múltiples soluciones (e.g. la solución puede estar a lo largo del posible polígono de la región viable). En este caso, tenemos que usar una técnica apropiada para seleccionar apenas una solución del conjunto de soluciones que será pasada al MPC. Por el contrario, con la QP solo habrá una única solución (Ying y Joseph, 1999; Qin y Badgwell, 2003).

La formulación de la optimización estacionaria puede envolver la minimización de la desviación entre los valores óptimos provenientes de la RTO y los *setpoints/targets* a ser implementados por el MPC (*target calculation*) o, directamente, la optimización de un criterio económico (*economic optimization*). En el presente estudio, considerando el primer caso y que la RTO no existe, se propone una optimización estacionaria QP en dos etapas. En la primera etapa se busca solucionar el siguiente problema:

$$\min_{u_{ss}} (u_{ss} - u(k-1))^T Q_1 (u_{ss} - u(k-1)) + Q_2 \cdot (u_{ss} - u(k-1)) \tag{5}$$

sujeto a:

$$y_{ss} = Gu_{ss} + d_s \tag{6}$$

$$d_s = \hat{y}(k+n) - Gu(k-1)$$

$$u_{\min} \leq u_{ss} \leq u_{\max}$$

$$y_{\min} \leq y_{ss} \leq y_{\max}$$

donde:  $u(k-1)$  es la última acción de control que ha sido implementada;  $k$  es el instante actual;  $u_{ss}$  es el vector de *targets* en estado estacionario para las variables manipuladas;  $y_{ss}$  es el vector de salidas predichas en estado estacionario;  $\hat{y}(k+n)$  es la predicción de las salidas controladas en el instante  $k+n$  ( $n$  es el horizonte de estabilización del proceso en lazo abierto o horizonte del modelo);  $d_s$  es el valor de la perturbación en estado estacionario (*model bias*);  $y, G$  es la matriz de ganancias en estado estacionario del proceso (Kassmann y Badgwell, 2000);  $y_{\max}$  y  $y_{\min}$  son los límites máximo y mínimo de las salidas controladas;  $y, Q_1$  y  $Q_2$  son matrices de ponderación de dimensiones apropiadas.

Como resultado de las restricciones, tanto en las variables controladas como en las manipuladas, el problema mostrado –encima– puede no tener solución. Esto sucede, principalmente, cuando una perturbación mueve una controlada (o la predicción de una controlada) para fuera de la región permitida definida por  $y_{\max}$  y  $y_{\min}$ . En este caso, será necesario relajar los límites máximo o mínimo. Por tanto, en la segunda etapa de la optimización estacionaria tentamos solucionar el siguiente problema:

$$\min_{u_{ss}} (u_{ss} - u(k-1))^T Q_1 (u_{ss} - u(k-1)) + Q_2 \cdot (u_{ss} - u(k-1)) + (y_{ss} - y_{\max, \min})^T MQ (y_{ss} - y_{\max, \min}) \tag{7}$$

sujeto a:

$$y_{ss} = Gu_{ss} + d_s$$

$$d_s = \hat{y}(k+n) - Gu(k-1)$$

$$u_{\min} \leq u_{ss} \leq u_{\max} \tag{8}$$

donde:  $M$  es un número grande (e.g.  $10^6$ ); y los valores de  $Q$  son cero en los casos que los  $y_{ss}$  calculados en la primera etapa se encuentren dentro de la región permitida. Note que en la ecuación (8) las restricciones de la salida fueron removidas y fue incluido en la función objetivo (7) un término para minimizar esta salida.

### V. OPTIMIZACIÓN INTEGRADA AL CONTROL

La estrategia de optimización de la Sección N.º 5 es resuelta simultáneamente con el control MPC. Los *targets* de entrada óptimos provenientes de la optimización estacionaria son enviados al MPC, cuya función objetivo es extendida con un término para ponderar la distancia entre el valor actual de la entrada y el target óptimo. Por tanto, el problema MPC de la ecuación (1) es re-formulado como sigue (Rotava y Zanin, 2005):

$$\min_{\Delta u} \sum_{i=1}^p (\hat{y}(k+i) - y_{sp})^T Q (\hat{y}(k+i) - y_{sp}) + \sum_{j=1}^m \Delta u(k+j-1)^T R \Delta u(k+j-1) + \sum_{j=1}^m (u(k+j-1) - u_{ss})^T R_u (u(k+j-1) - u_{ss}) \quad (9)$$

sujeto a las restricciones definidas en (2).

Considerando que las restricciones en las entradas pueden ser expresadas como:

$$\begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ \vdots \\ u(k+m-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_m & 0 & \dots & 0 \\ I_m & I_m & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_m & I_m & \dots & I_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u(k-1) \\ \vdots \\ u(k-1) \end{bmatrix} \quad (10)$$

o en forma compacta como  $u_k = N \Delta u_k + \bar{u}(k-1)$ , la ecuación (9) puede ser escrita como:

$$\min_{\Delta u_k} J = \Delta u_k^T \left( S^T Q S + R + N^T R_u N \right) \Delta u_k + 2 \left( e_k^T \right)^T Q S + \bar{u}_d^T R_u N \Delta u_k \quad (11)$$

donde:  $\bar{u}_d = \bar{u}(k-1) - u_{ss}$  e  $R_u$  es una matriz diagonal de pesos para conducir las variables manipuladas para sus respectivos *targets*. La estructura del sistema integrado QP-QDMC es mostrado en la Figura N.º 3.

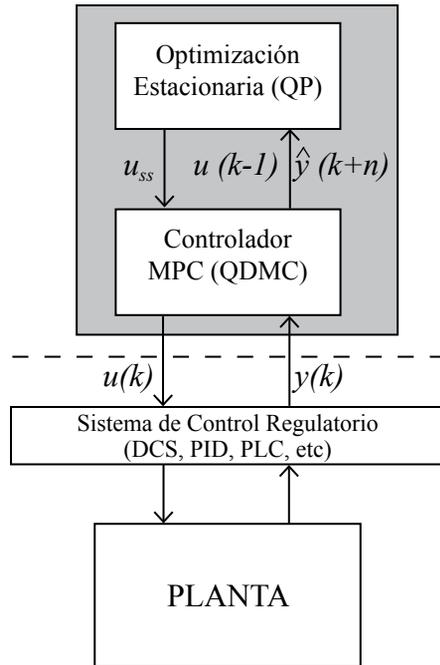


Figura N.º 3. Estructura del sistema integrado QP-QDMC.

En gran parte de las aplicaciones industriales, las salidas son controladas por bandas en vez de setpoints fijos. Esta estrategia es usualmente adoptada en los casos en que el número de salidas controladas es mayor que el número de entradas manipuladas, y como un intento de tener algunos grados de libertad que permitan llevar las entradas a sus *targets* óptimos (*constraint pushing*) y suavizar la respuesta del sistema. Para tener en cuenta el control por bandas, la ecuación (9) es modificada de la siguiente forma:

$$\min_{\Delta u} \sum_{i=1}^p (\hat{y}(k+i) - y^b(k+i))^T Q (\hat{y}(k+i) - y^b(k+i)) + \sum_{i=1}^m (u(k+i-1) - u_{ss})^T R_u (u(k+i-1) - u_{ss}) \quad (12)$$

Siguiendo a Sotomayor *et al.* (2008), la estrategia es implementada de la siguiente forma: Para cada salida  $j$ , observamos su predicción en el instante  $k+i$ :

1. Se  $y_{j,\min} \leq \hat{y}_j(k+i) \leq y_{j,\max}$ , la salida  $y_j$  debe ser ignorada (liberada o removida de los cálculos de control) en el instante  $k+i$ . Por tanto, el parámetro de la matriz  $Q$ , correspondiente a esa salida debe ser cero.
2. Se  $\hat{y}_j(k+i) > y_{j,\max}$ , la salida  $y_j$  debe ser traerse para su límite superior. Por tanto, hacemos  $y_j^b(k+i) = y_{j,\max}$  y el parámetro de la matriz  $Q$ , correspondiente a esa salida, debe ser el parámetro de sintonía previamente establecida para el controlador.
3. Se  $\hat{y}_j(k+i) < y_{j,\min}$ , la salida  $y_j$  debe ser traerse para su límite inferior. Por tanto, hacemos  $y_j^b(k+i) = y_{j,\min}$  y el parámetro de la matriz  $Q$ , correspondiente a esa salida, es seleccionada como en el caso anterior.

El sistema integrado optimización-MPC como ilustrado en la Figura N.º 3 es comúnmente denominado de "MPC de dos fases" y es implementado, con algunas modificaciones, en el software de control avanzado SICON de Petrobras y en la mayoría de los paquetes comerciales MPC, tales como DMC-plus de Aspen Tech, Connoisseur de Invensys y RMPCT de Honeywell (Para informaciones sobre estrategias de optimización integrado al control ver: Backx *et al.* (2000), Zanin *et al.* (2002), Lacerda *et al.* (2004) y Engell (2007)).

## VI. CONTROL QP-QDMC DE LA PLANTA TE

La operación de la planta TE es extremadamente compleja. Existen varias restricciones operacionales que deben ser mantenidas dentro de ciertos límites mínimos y máximos. El desempeño del sistema depende altamente de la estructura de control seleccionada. En esta sección, el sistema integrado QP-QDMC como descrito anteriormente es aplicado a este proceso.

Para esto, el trabajo de Larsson *et al.* (2001) es tomado como referencia. Larsson *et al.* (2001) implementaron un sistema de control descentralizado para la planta TE, operando en el caso base 50/50 optimizado (Ricker, 1995), basado en una serie de controladores PID en cascada. En el presente trabajo, los controladores PID maestros de los sistemas en cascada son retirados y substituidos por el sistema QP-QDMC, conforme es mostrado en la Figura N.º 4. Como puede ser observado, se trata de un sistema de control con 7 entradas manipuladas y 6 salidas controladas. El modelo del proceso es obtenido por aplicación individual de un escalón en las variables manipuladas. El modelo obtenido, en la forma de matriz de funciones de transferencias, es normalizado antes de ser usado en el QDMC. La descripción de las variables manipuladas y controladas es presentado en la Tabla N.º 1 y los parámetros de sintonía del controlador QP-QDMC son listados en la Tabla N.º 2.

**Tabla N.º 1.** Variables del sistema de control QP-QDMC de la planta TE.

Variables manipuladas	Variables controladas
$u_1$ Setpoint del flujo de alimentación de A	$y_1$ Flujo de reciclo (kscmh)
$u_2$ Setpoint del flujo de alimentación de D	$y_2$ %G en el producto (o calidad)
$u_3$ Setpoint del flujo de alimentación de E	$y_3$ %C en la purga
$u_4$ Setpoint del flujo de alimentación de C	$y_4$ Presión en el reactor (KPa)
$u_5$ Setpoint del flujo de la purga	$y_5$ Temperatura en el reactor (°C)
$u_6$ Apertura válvula de refrigerante al reactor	$y_6$ Flujo de producto (o veloc. Producción) (m <sup>3</sup> /h)
$u_7$ Flujo total de alimentación	

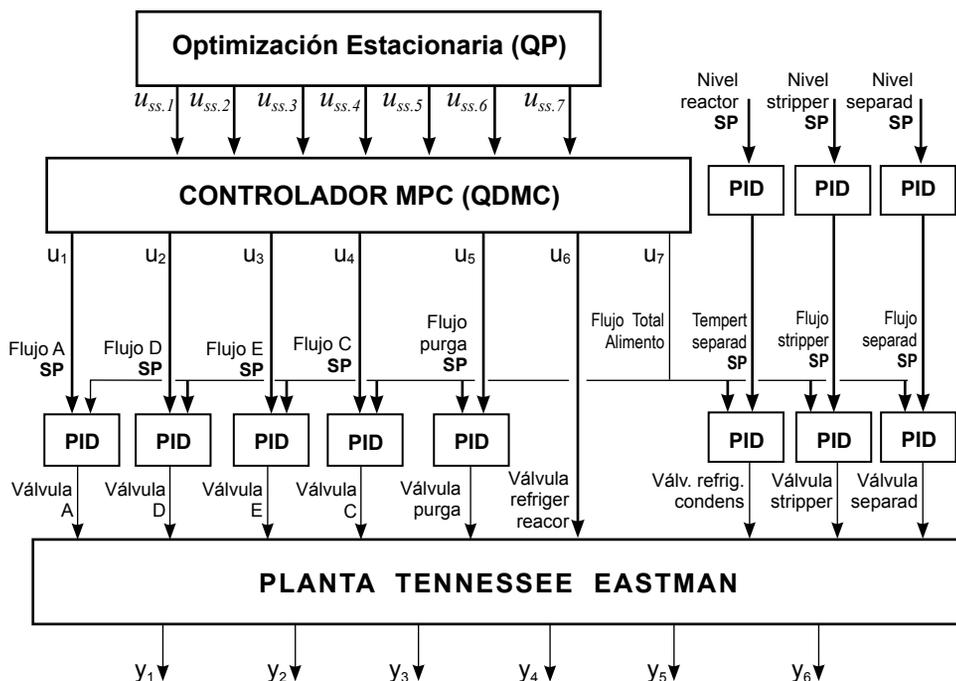


Figura 4. Estructura QP-QDMC implementado en la planta TE.

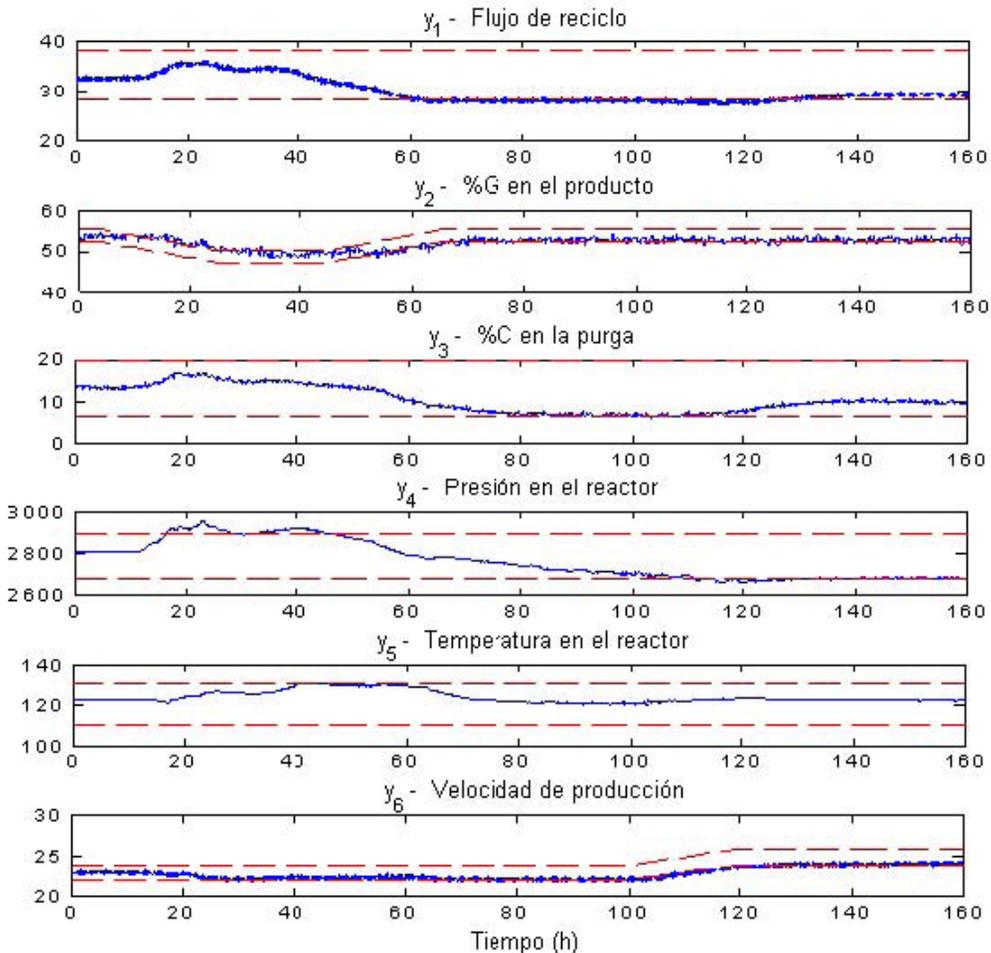
Tabla N.º 2. Parámetros de sintonía del controlador QP-QDMC.

Parámetro	Descripción	Valor
$T_s$	Tiempo de muestreo	0.2 h
$n$	Horizonte del modelo	500
$p$	Horizonte de predicción	250
$m$	Horizonte de control	10
$\Delta u_{max}$	Límite máx. incremento en las entradas	$[0.002 \ 3.2 \ 4.6 \ 0.0034 \ 0.002 \ 5 \ 10]^T$
$u_{max}$	Límite máx. de las entradas	$[0.01 \ 57.92 \ 83.28 \ 0.1171 \ 0.0084 \ 100 \ 120]^T$
$u_{mín}$	Límite mín. de las entradas	$[0 \ 0.32 \ 0.46 \ 0.001 \ 0.0001 \ 0 \ 80]^T$
$y_{max}$	Límite máx. de las salidas	$[38 \ 55.3 \ 19 \ 2900 \ 175 \ 23.89]^T$
$y_{mín}$	Límite mín. de las salidas	$[28 \ 52.3 \ 7 \ 2700 \ 75 \ 21.89]^T$
$Q$	Matriz de ponderación de predicciones de las salidas	$\text{diag}([0.5 \ 0.3 \ 0.1 \ 3 \ 3 \ 0.5])$
$R$	Matriz de factores de supresión de incrementos en las entradas	$\text{diag}([10 \ 5 \ 10 \ 20 \ 2 \ 10 \ 5])$
$R_d$	Matriz de ponderación de la distancia entre la entrada calculada y el target óptimo	$\text{diag}([5 \ 1 \ 1 \ 5 \ 5 \ 1 \ 1])$
$Q_1$	Matriz de ponderación de incrementos en las entradas	$\text{diag}([10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10])$
$Q_2$	Vector de coeficientes de costo de las variables manipuladas	$[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$
$M$	Factor usado en la optimización estacionaria	$10^6$

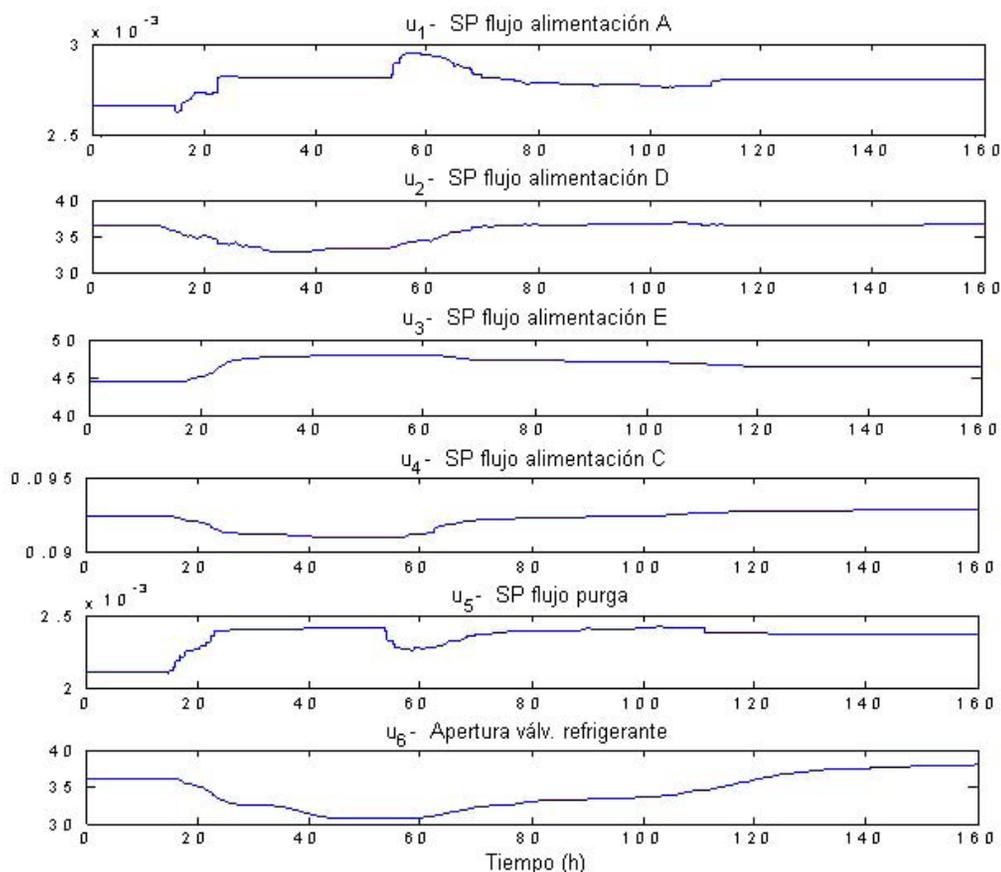
El desempeño del sistema controlado es testado para variaciones en las condiciones de operación y perturbaciones no medidas. En el primer caso, para una corrida de 160 horas, las bandas de operación de las variables controladas  $y_2$  (%G en el producto o calidad) y  $y_6$  (flujo de producto o velocidad de producción) son cambiadas en forma de rampas. Las respuestas del proceso son mostradas en la Figura N.º 5, donde puede observarse que las variables controladas  $y_2$  y  $y_6$  siguen el perfil trazado por sus bandas operacionales y son mantenidas dentro de ellas, al igual que las otras salidas controladas. En la variación de la banda operacional de  $y_2$ , la variable  $y_4$  (presión en el reactor) escapa un poco de su límite máximo de operación; mas, luego, es traído para dentro de su rango operacional. Las respuestas de las

variables manipuladas del controlador QP-QDMC son mostradas en la Figura N.º 6.

En el segundo caso, durante una corrida de 100 horas ocurren 2 perturbaciones. Entre 20-40 h, hay una cinética lenta de la reacción (perturbación 13); y entre 60-80 h, hay una variación aleatoria en la composición de los componentes A, B y C de la alimentación (perturbación 8). En general, Si todas las salidas son mantenidas dentro de su banda operacional, con excepción de la variable  $y_4$  (presión en el reactor), que durante la perturbación 13 oscila llegando casi al límite máximo de seguridad de 3000 KPa, siendo luego traída para dentro de su zona de operación. Durante la ocurrencia de la perturbación 8, la salida  $y_3$  (%C en la purga) también escapa un poco de su límite máximo



**Figura N.º 5.** Variables controladas del sistema QP-QDMC para el seguimiento de calidad y velocidad de producción.



**Figura N.º 6.** Variables manipuladas del sistema QP-QDMC para el seguimiento de calidad y velocidad de producción

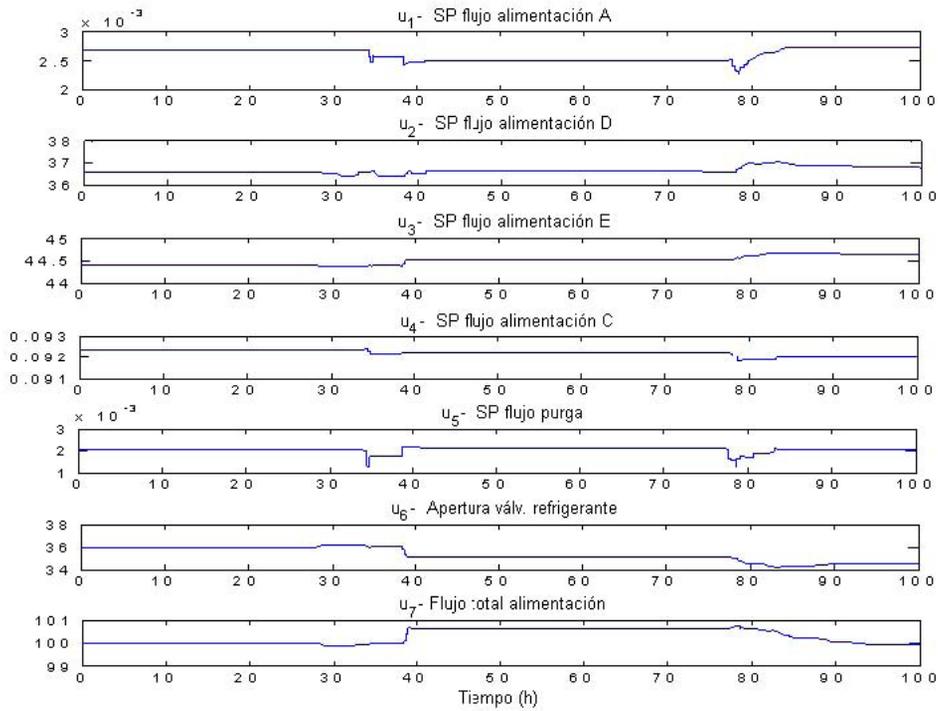
de operación; mas luego, esta situación es controlada por el QP-QDMC. El perfil de las variables manipuladas del controlador son mostradas en la Figura N.º 8. Para mayores detalles sobre la implementación e influencia de las perturbaciones 8, 13 y otras, referirse a Downs y Vogel (1993).

## VII. CONCLUSIONES

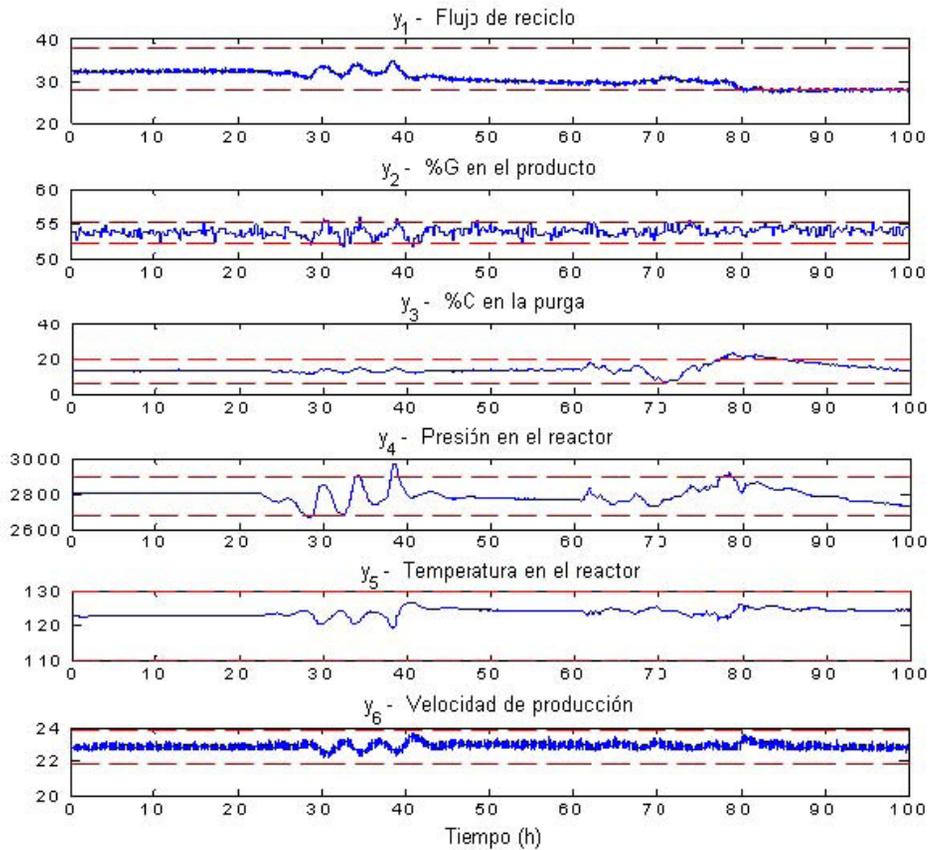
En la era de la globalización y alta competitividad del mercado, herramientas tales como optimización y MPC son fundamentales para el control óptimo de procesos. Actualmente, aplicaciones industriales de MPC integran la presencia de una etapa de optimización estacionaria, que ajusta los valores óptimos provenientes de la etapa de RTO y proporciona una solución viable en estado estacionario para el controlador.

El presente trabajo muestra el desarrollo de las etapas optimización estacionaria (QP para *target calculation*) y MPC (QDMC); y como ambas etapas son integradas formando un controlador “MPC de dos fases”, comúnmente implementado en la mayoría de los paquetes comerciales MPC.

El controlador QP-QDMC, con estrategia de control de las salidas por bandas, es aplicado a la planta TE. Los resultados de las simulaciones muestran los beneficios económicos del sistema propuesto ante cambios en las condiciones de operación y perturbaciones no medidas, asegurando que la planta opere dentro de sus restricciones, con perfiles suaves de respuestas tanto en las entradas manipuladas como en las salidas controladas.



**Figura N.º 7.** Variables controladas del sistema QP-QDMC para el rechazo de secuencia de perturbaciones 13 y 8.



**Figura N.º 8.** Variables manipuladas del sistema QP-QDMC para el rechazo de secuencia de perturbaciones 13 y 8.

### VIII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Backx T, Bosgra O, Marquardt W. (2000). Integration of model predictive control and optimization of processes. In: Proceedings of the 6<sup>th</sup> IFAC International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes (ADCHEM 2000), Pisa, Italy.
- [2] Becerra VM, Roberts PD, Griffiths GW. *J Proc Cont* 1999; 8(2): 117-138.
- [3] Becerra VM, Abu-el-zeet ZH, Roberts PD. *Comp Cont Eng J* 1999; 10(5): 198-208.
- [4] Camacho EF, Bordons C. *Rev Iberoam Autom Inform Ind* 2004; 1(3): 5-28.
- [5] Downs JJ, Vogel EF. *Comp Chem Eng* 1993; 17(3): 245-255.
- [6] Eaton JW, Rawlings JB. *Chem Eng Scien* 1992; 47(4): 705-720.
- [7] Engell S. *J Proc Cont* 2007; 17(3): 203-219.
- [8] García CE, Morshedi AM. *Chem Eng Comm* 1986; 46(1-3): 73-87.
- [9] García CE, Prett DM, Morari M. A survey. *Automatica* 1989; 25(3): 335-348
- [10] Kassmann DE, Badgwell T.A. *AIChE Journal* 2000; 46(5): 1007-1024.
- [11] Lacerda AI, Araújo OQF, Medeiros JL. *Bol Téc Petrobras* 2004; 47(2-4): 166-192.
- [12] Larsson T, Hestetun K, Hovland E, Skogestad S. *Ind Eng Chem Research* 2001; 40(22): 4889-4901.
- [13] Morari M, Lee JH. *Comp Chem Eng* 1999; 23(4-5): 667-682.
- [14] Nikandrov A, Swartz CLE. *J Proc Cont* 2008 (en impresión).
- [15] Qin SJ, Badgwell TA. *Cont Eng Pract* 2003; 11(7): 733-764.
- [16] Rawlings JB. *IEEE Cont Syst Mag* 2000; 20(3): 38-52.
- [17] Ricker NL. *Comp Chem Eng* 1995; 19(9): 949-959.
- [18] Rotava O, Zanin A. *Hydrocarbon processing* 1995; 84(6): 61-71.
- [19] Skogestad S. *Comp Chem Eng* 2004; 28(1-2): 219-234.
- [20] Sorensen RC, Cutler CR. *Hydrocar Process* 1998; 77(9): 57-65.
- [21] Sotomayor OAZ, Odloak D, Moro LFL. *Control Engineering Practice* 2008 (en evaluación).
- [22] Ying CM, Joseph B. *AIChE Journal* 1999; 45(7): 1521-1534.
- [23] Zanin AC, de Gouvêa MT, Odloak D. *Cont Eng Pract* 2002; 10(8): 819-831.