

Identificación de sistemas y control de matriz dinámica para la optimización de una planta de endulzamiento de gas

Francisco J. Arteaga B.⁽¹⁾, José R. Contreras⁽²⁾

⁽¹⁾Unidad de Investigación en Automatización Industrial, Escuela de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Carabobo, Valencia, Venezuela.

⁽²⁾SIIMCA, Soluciones Integrales de Ingeniería y Mantenimiento C.A, Maracaibo, Venezuela

Email: farteaga@uc.edu.ve

Resumen

Este trabajo presenta el diseño y simulación de un sistema de control predictivo (MPC) para la optimización del proceso de endulzamiento de gas en una planta de amina en el complejo petroquímico El Tablazo, PDVSA, Venezuela. Los modelos del proceso se obtienen mediante técnicas de Identificación. El control de matriz dinámica DMC es aplicado para regular el contenido de CO₂ en el etano de salida de la torre absorbidora usando la amina como agente de tratamiento. Los resultados de la simulación indican que con el sistema MPC, el etano se mantiene dentro de las especificaciones como producto dulce en una forma precisa y confiable y más beneficiosa comparada con técnicas convencionales de control.

Palabras Clave: Control predictivo basado en modelo, identificación de sistemas, control de matriz dinámica, proceso de endulzamiento de gas.

System identification and dynamic matrix control for the optimization of a gas sweetening plant

Abstract

This work presents the design and simulation of model predictive control (MPC) for the optimization of the gas sweetening process performed in an amine plant in "El Tablazo" petrochemical complex, PDVSA, Venezuela. Process models are obtained by application of Identification Techniques. Dynamic Matrix Control (DMC) is applied in order to regulate the contents of CO₂ in an ethane output stream from the absorber tower using amine as a treating agent. Simulation results indicate that, with the MPC system, ethane is maintained within sweet products specifications in a precise, reliable and more profitable manner compared to conventional control techniques.

Key words: Model predictive control, system identification, dynamic matrix control, gas sweetening process.

1. INTRODUCCIÓN

El uso de los sistemas de control predictivo se ha incrementado en los últimos años debido principalmente al éxito en las distintas aplicaciones de la industria petrolera y petroquímica. Sus ventajas se aprecian claramente en sistemas multivariados con fuertes interacciones entre sus lazos de control y largos retardos. Numerosas aplicaciones incluyen el control de torres desmetanizadoras, desetanizadoras, despropanizadoras, plantas de endulzamiento de líquidos de gas natural, recuperadoras de sulfuro y de compresores entre otras. El Control Predictivo comprende una familia de algoritmos que usa explícitamente un

modelo matemático del proceso para determinar los ajustes necesarios de la variable manipulada reduciendo el error entre la variable controlada y el punto de ajuste, en respuestas a los cambios del mismo, de las perturbaciones del sistema o de las condiciones operacionales. El éxito depende mucho de la precisión del modelo para representar el proceso a controlar. En este trabajo se presenta el desarrollo y simulación del Control de Matriz Dinámica para controlar de manera eficiente y confiable el proceso de endulzamiento de gas en una planta de amina. El sistema de control ha sido desarrollado para la sección de regeneración de la planta. Para obtener el modelo se utilizaron técnicas de Identificación de Sistemas. Las simulaciones

realizadas demuestran que el esquema de control propuesto es capaz de controlar eficientemente el proceso de endulzamiento [1].

2. PROCESO DE ENDULZAMIENTO DE GAS

2.1. Descripción del Proceso

Las plantas de endulzamiento de gas tienen como función principal remover gases ácidos, (dióxido de carbono, sulfuro de hidrógeno, etc.) como impurezas, de una mezcla de gases con el fin de prepararla para su consumo. En este caso se remueve dióxido de carbono (CO_2) de una corriente de etano con una solución acuosa de amina (diglicolamina, DGA) como agente de tratamiento. En la Figura 1 se presenta un esquema simplificado del proceso. El gas ácido, conteniendo H_2S y/o CO_2 , entra a la torre absorbidora por el extremo inferior y fluye hacia arriba a través de los casquetes pertenecientes a los platos que mantie-

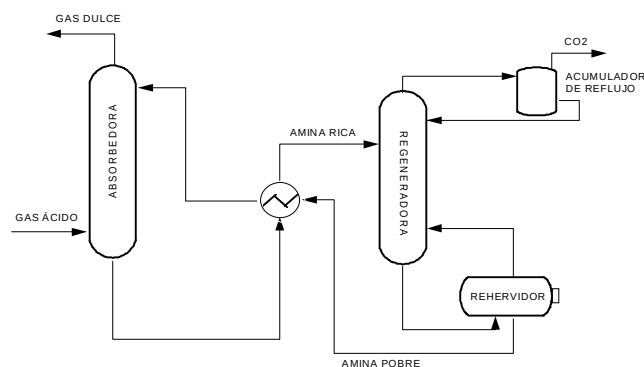


Figura 1. Proceso de endulzamiento de gas.

nen un nivel de solución de amina. Los casquetes dispersan el gas ácido a la salida de cada plato obligándolo a estar en contacto directo con la amina. El gas dulce, libre de los compuestos ácidos, sale por la parte superior de la torre absorbidora. La amina pobre, libre de compuestos ácidos, entra a la torre absorbidora por su parte superior. A medida que la amina desciende de plato en plato, en contra corriente con el flujo de gas, reacciona con los componentes ácidos del gas y estos son absorbidos. La amina rica, contaminada con los compuestos ácidos, sale de la torre absorbidora por su parte inferior, pasa por el intercambiador de calor de amina pobre-amina rica,

luego circula por el filtro donde se retiran las impurezas sólidas y finalmente entra a la torre regeneradora.

La entrada a la torre regeneradora es por la parte superior y fluye hacia abajo en contra corriente con los vapores calientes de amina producidos en el rehervidor. El incremento en la temperatura de la amina rica produce la liberación de los gases ácidos. El vapor excedente, generado en el rehervidor, arrastra los gases ácidos fuera de la torre regeneradora. Este vapor se condensa y se separa de los gases ácidos en el acumulador. Los gases ácidos se eliminan del proceso y el vapor condensado retorna a la torre regeneradora como reflujo. La amina purificada sale de la torre regeneradora por su parte inferior, pasando por el rehervidor, por el intercambiador de calor amina-amina y por el enfriador de amina antes de retornar a la torre absorbidora [2].

2.2. Problemática Existente

La estrategia típica de control en una planta de endulzamiento es medir el contenido de gas ácido en la corriente de salida de la planta y en base a este valor controlar mediante esquemas convencionales el flujo de amina en la sección de absorción y las variables correspondientes en la sección de regeneración. Este esquema resulta en una operación muy desviada del punto óptimo debido a las siguientes dificultades en el proceso. 1) Cambios continuos y en una amplia gama de las variables. 2) Existencia de complejas relaciones no lineales entre las variables. 3) Presencia de interacciones entre los lazos de control. 4) Existencia de grandes retardo de tiempo. 5) Influencia de las condiciones ambientales. 6) Continuas fluctuaciones de las condiciones económicas del mercado. Adicionalmente, el flujo de amina se ajusta, generalmente, por encima del valor realmente requerido con el fin de asegurar que la mayoría de los compuestos ácidos sean removidos. Este enfoque incrementa el consumo de energía de manera innecesaria aumentando también las pérdidas de amina. La situación se agrava debido a que el punto de ajuste del lazo de control de flujo de amina se opera en forma manual, en base a la medición del contenido CO_2 en la corriente de salida, sin existir un control automático que relacione estas variables.

3. IDENTIFICACIÓN DE MODELO

Con la identificación de sistemas es posible la

procesamiento de datos. Fundamentalmente, consiste en variar cada entrada del sistema y registrar las variaciones producidas en las salidas asociadas. Los modelos obtenidos resultan satisfactorios para la mayoría de las aplicaciones de control y proporcionan las relaciones dinámicas necesarias entre las entradas y salidas requeridas en las pruebas experimentales. La identificación está formada por varias etapas bien definidas. Existen diversos enfoques en los cuales la cantidad y nombres de cada etapa varían. En general pueden agruparse en tres los pasos de la identificación: recolección de datos, selección de la estructura y determinación de los parámetros del modelo y del mejor modelo.

En este trabajo se considera que el proceso de identificación está conformado por las siete etapas siguientes [1, 3]. A) Diseño del experimento: se define y planifica como será perturbado el proceso a fin de tomar los datos correspondientes. B) Pruebas en planta: luego se ejecutan cada una de las pruebas definidas en la etapa anterior. El proceso debe encontrarse en condiciones normales de operación al momento de realizar las pruebas. C) Procesamiento de datos: En general, los datos obtenidos no pueden usarse directamente, es necesario un procesamiento previo que incluye, en la mayoría de los casos, filtrado, remoción de datos erróneos y eliminación del valor promedio de los datos. D) Selección y definición de la estructura del modelo: se selecciona, mediante un procedimiento repetitivo de ensayo y error, la mejor estructura para representar el proceso. E) Estimación de parámetros: En general se realiza mediante métodos estadísticos (análisis de regresión). F) Diagnóstico y evaluación: se realiza la comparación entre la predicción del modelo y los datos medidos. Se determina un modelo que describa las relaciones entrada-salida del proceso. G) Validación del modelo: permite comprobar la capacidad de generalización que presenta el modelo seleccionado. El modelo se valida con datos adicionales que no han sido utilizados en su fase de determinación.

3.1. Obtención del Modelo de la Planta

Las pruebas experimentales realizadas determinaron un modelo matemático de relación causa-efecto entre el flujo de amina de entrada a la torre absorbadora y el contenido de CO₂ en el etano de salida de la misma torre. Adicionalmente, se determinó un modelo

que relaciona las variaciones del contenido de CO₂ en la salida de la torre absorbadora con las variaciones del flujo de etano de entrada a esta torre. Esta variación en el flujo de etano se considera una de las principales perturbaciones de la torre absorbadora. En la Figura 2 puede verse el diagrama de bloque simplificado. El contenido de CO₂ en la salida de la torre se puede representar así:

$$Y(s) = G(s)\Delta U(s) + D(s) \Delta P(s) = Y_1(s) + Y_2(s) \quad (1)$$

donde $U(s)$ corresponde a la entrada, flujo de amina (galones por minutos, GPM) ; $Y(s)$ es la salida del sistema, contenido de CO₂ (partes por millón, ppm) ; $G(s)$ es la función de transferencia entrada-salida $Y_1(s)$; $P(s)$ es el flujo de etano de entrada la torre absorbadora (millones de pies cúbicos estándar por día, MMSCFD) ; $D(s)$ es la función de transferencia perturbación-salida $Y_2(s)$; $Y_1(s) = Y(s)$ para $P(s) = \text{constante}$, $\Delta P(s)=0$; $Y_2(s) = Y(s)$ para $U(s) = \text{constante}$, $\Delta U(s)=0$.

En la Figura 3 se presenta una gráfica de los datos recolectados en las pruebas en planta. En la fase de selección del modelo se analizaron las estructuras ARX, ARMAX, ARAMAX y Box-Jenkins, verificando para cada estructura diferentes números de parámetros. En la Ecuación (2) se muestra la estructura general de un modelo ARX.

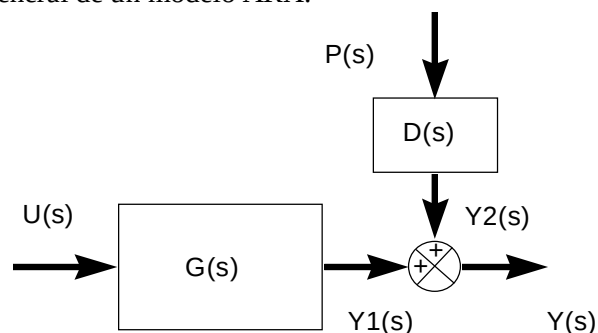


Figura 2. Modelo de la torre absorbadora.

Al finalizar la etapa de diagnóstico y evaluación se obtiene como mejor modelo una estructura ARX con seis términos en el polinomio $A(q)$ ($na=6$), tres términos en el polinomio $B(q)$ ($nb=3$) y catorce retardos de tiempo ($nk=14$):

$$A(q)y(t) = B(q)u(t-nk) + e(t) \quad (2)$$

donde $y(t)$: es la salida del Sistema; $u(t)$ es la entrada

del Sistema; $e(t)$ es el error.

Durante la etapa de evaluación y diagnóstico del modelo se generaron y analizaron las siguientes gráficas. A) Gráfica de comparación visual. B) Gráfica para el análisis de los residuos. C) Gráfica de correlación del error. D) Gráfica de correlación cruzada entrada-error. E) Diagrama de polos y ceros. F) Gráfica de respuesta al escalón unitario. En la Figura 4 se presenta la gráfica de comparación visual entre la salida real y la salida del modelo seleccionado. Se aprecia al modelo siguiendo con bastante precisión la dinámica del sistema y se observa una diferencia aceptable entre la magnitud de salida del modelo y la magnitud de los datos de campo. El procedimiento de identificación se realizó con Matlab [4].

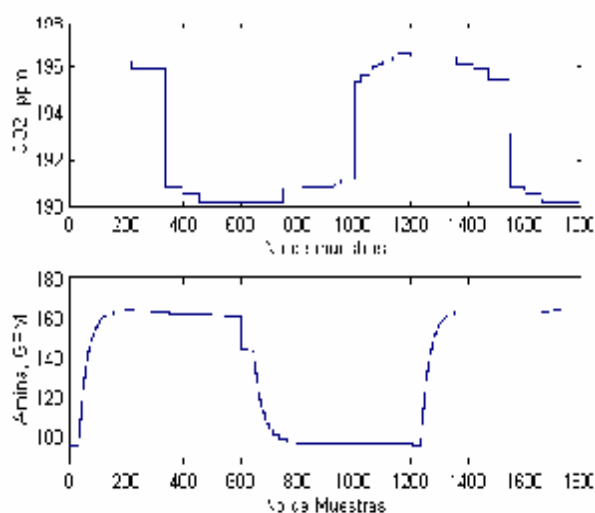


Figura 3. Datos de entrada-salida.

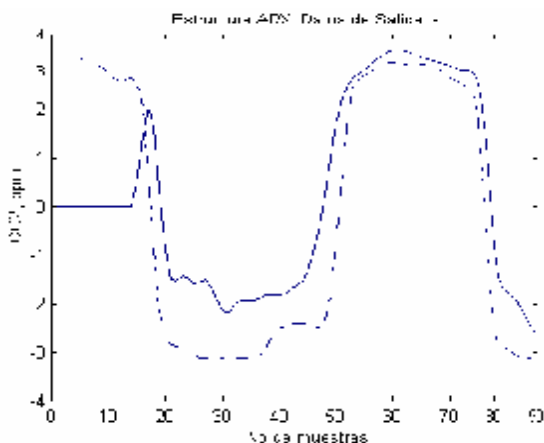


Figura 4. Gráfica de comparación visual.

4. CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELO

Las estrategias de control predictivo entraron a la industria de proceso durante los años 80. Su uso se ha incrementado rápidamente por los beneficios obtenidos en la resolución de gran variedad de problemas de control. Sus ventajas se aprecian claramente en aplicaciones que poseen un gran número de variables manipuladas y controladas, manejo de restricciones en las variables manipuladas y controladas, cambios en los objetivos de control y largos retardos de tiempo [5-10].

4.1. Control de Matriz Dinámica DMC

Uno de los esquemas más importantes en control predictivo es el Control de Matriz Dinámica DMC desarrollado por Cutler y Ramaker (Shell Oil Corporation) en 1.979. En las últimas décadas ha sido la técnica de control multivariable más efectiva disponible en la industria de proceso. El algoritmo se desarrolla en base a un modelo en forma de respuesta escalón, lo que facilita su extensión a sistemas multivariables. Este modelo está formado por un conjunto de valores discretos que corresponden a la salida del sistema ante un cambio unitario tipo escalón de la entrada. Estos valores se conocen como los pesos del escalón. Un modelo de respuesta al escalón unitario puede ser utilizado para predecir el comportamiento dinámico del sistema para cualquier función del tiempo en la entrada [4,5].

4.2. Algoritmo fundamental DMC

En la Figura 5 se muestra la respuesta dinámica de un sistema de control con realimentación. Puede observarse como la variable manipulada ha sido ajustada y la variable controlada ha sido afectada por estos ajustes y por las perturbaciones del sistema y también se observa el pronóstico de la variable controlada. Este pronóstico se calcula utilizando la Ecuación (3):

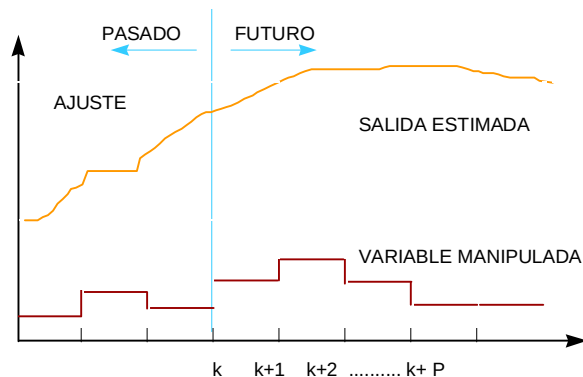
$$y_{k+1} = \sum_{i=1}^{K+1} a_i \Delta x_{k-j+1} \quad j=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

donde: a_i son los pesos del escalón y ΔX son variaciones de la entrada.

La función del algoritmo de control es determinar los ajustes futuros de la variable manipulada que harán que la variable controlada retorne rápidamente al punto de ajuste. A fin de determinar el mejor ajuste del controlador se selecciona como índice de medida la suma de los errores al cuadrado. La desviación entre el punto de ajuste y la variable controlada, definido como el error, puede medirse en el presente. Sin embargo, este valor cambiará en el futuro debido a los ajustes recientes de la variable manipulada. El comportamiento de la variable controlada sin ajustes en el futuro, calculado de acuerdo a la Ecuación (4), debe ser usado para determinar el error futuro. El error debe ser reducido por los ajustes futuros de la acción de control,

$$CV_i^f = (CV_{medido})_k + \sum_{j=1}^N a_{j+1} \Delta MV_{k-j} \quad j=1, 2, \dots, N \quad (4)$$

donde: CV_i^f son valores pronosticados de la variable controlada en el futuro y $(CV_{medido})_k$ es el valor medido de la variable controlada en el tiempo presente.



P: HORIZONTE DE PREDICCIÓN

Figura 5. Respuesta de las variables DMC.

La diferencia entre el valor pronosticado de la variable controlada y el punto de ajuste se usa para calcular el objetivo, la suma de los errores al cuadrado, el cual debe ser minimizado. La expresión para la función objetivo OBJ_{DMC} viene dada por:

$$OBJ_{DMC} = \sum_{j=1}^P \left(y_{wt} [E_i^f - CV_i^c]^2 \right) + \sum_{i=1}^M \left(u_{wt} [\Delta MV_i]^2 \right) \quad (5)$$

donde Sp_i es el punto de ajuste en el instante i ; CV_i^f es definido en la Ecuación (4); CV_i^c es la

variable controlada afectada por los ajustes futuros; E_i^f es la desviación del SP_i que podría ocurrir si no se ejecutan ajustes futuros, $(SP_i - CV_i^f)$; P : es el número de predicciones que se usan en los cálculos de optimización, término conocido como el Horizonte de Predicción; M : Número de acciones de control, término denominado Horizonte de Control; y_{wt} : Parámetros de entonamiento y u_{wt} : Parámetros de entonamiento.

Los efectos futuros de los ajustes pasados, CV_i^f , se calculan usando la Ecuación (4). Solamente los términos CV_i^c se ven influenciados por los ajustes futuros determinados por el algoritmo del controlador. Es necesario calcular los ajustes futuros de la variable manipulada que minimice la función objetivo. Este es un problema de optimización que puede ser resuelto por diferentes métodos. Utilizando un modelo de respuesta escalón se puede desarrollar un método adecuado para calcular los efectos de los movimientos futuros de la variable manipulada:

$$CV_{i+1}^c = \sum_{j=1}^{i+1} a_j \Delta MV_{i-j+1}^c \quad (6)$$

donde: CV^c es la variable controlada afectada por los ajustes futuros; ΔMV_i^c son ajustes futuros de la variable manipulada calculados por el controlador.

La ecuación anterior puede expresarse en forma matricial de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} a_1 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ a_2 & a_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ a_3 & a_2 & a_1 & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_p & a_{p-1} & a_{p-2} & \dots & \dots & a_{p-M+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta MV_0^c \\ \Delta MV_1^c \\ \Delta MV_2^c \\ \dots \\ \Delta MV_{M-1}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} CV_1^c \\ CV_2^c \\ CV_3^c \\ \dots \\ CV_p^c \end{bmatrix} \quad (7)$$

Los ajustes en la variable manipulada pueden permitirse para todos los instantes de muestreo del horizonte de predicción. Sin embargo, esto podría producir una respuesta muy oscilatoria. Para evitar esto, el número de ajustes de la variable manipulada es limitado a M movimientos, conocido como el horizonte de control. La matriz de coeficientes " a_i " en la Ecuación (7) generalmente se designa con la letra A y se conoce como la Matriz Dinámica, con dimensión $P \times M$. Bajo esta notación la ecuación anterior puede escribirse en

forma abreviada como:

$$A[\Delta MV^c] = [CV^c] \quad (8)$$

Si el controlador perfecto pudiera ser realizado, la Ecuación (5) sería igualada a cero lo que implica la ausencia de error. Ya que por diversas razones esto no es posible, entonces la mejor solución implica el ajuste de la variable manipulada que minimice la suma de los errores al cuadrado en la Ecuación (5). A esto se llega mediante la aplicación del método de mínimos cuadrados. La solución al problema de optimización de la Ecuación (5) para el modelo de la Ecuación (7) viene dada por:

$$K_{DMC} = (A^T [Y_{wt}] A + [U_{wt}])^{-1} A^T [Y_{wt}] \quad (9)$$

donde K_{DMC} se conoce como el Controlador de la Matriz Dinámica y se puede utilizar para calcular los ajustes futuros de la acción del controlador de acuerdo a:

$$K_{DMC} E^f = [\Delta M^c] \quad (10)$$

4.3. Diseño del Controlador DMC

El controlador fué diseñado con un programa para simulación y análisis desarrollado con la herramienta Model Predictive Control de Matlab. El diseño se

basa en un procedimiento de ensayo y error en el cual la respuesta del sistema es simulada y analizada a fin de modificar los parámetros de entonamiento del controlador para lograr la respuesta deseada. El programa agiliza las tareas involucradas [1, 6].

4.4. Evaluación del Controlador

El controlador fué evaluado mediante simulaciones de tres casos. Caso I: Cambio del punto de ajuste del controlador con el objetivo de probar y analizar la capacidad de regulación del controlador ante diferentes cambios en el punto de ajuste de la variable controlada. Se realizaron cambios sencillos y cambios múltiples tipo escalón del punto de ajuste. Caso II: Perturbaciones del sistema con el objetivo de analizar la respuesta del controlador ante la presencia de perturbaciones en el sistema. Se analizó la respuesta del controlador ante la principal perturbación del sistema: las variaciones del flujo de etano de entrada a la torre absorbidora. Durante las pruebas se simulaban cambios de 50 % en el flujo de etano a la torre. Caso III: Diferencias entre la planta y el modelo con el objetivo de analizar la respuesta del controlador asumiendo diferencias preestablecidas entre el modelo y la planta. Como parámetros de evaluación se establecieron las siguientes especificaciones de diseño: A) Salida $m(t)$ del controlador entre -100 y 100 gpm. B) El tiempo de establecimiento T_s el mínimo posible. C) El máximo sobreimpulso M_p menor que 10 %. D) El error de estado estacionario e_{ss} menor que 2%. En la Figura 6 se presenta la respuesta del sistema para

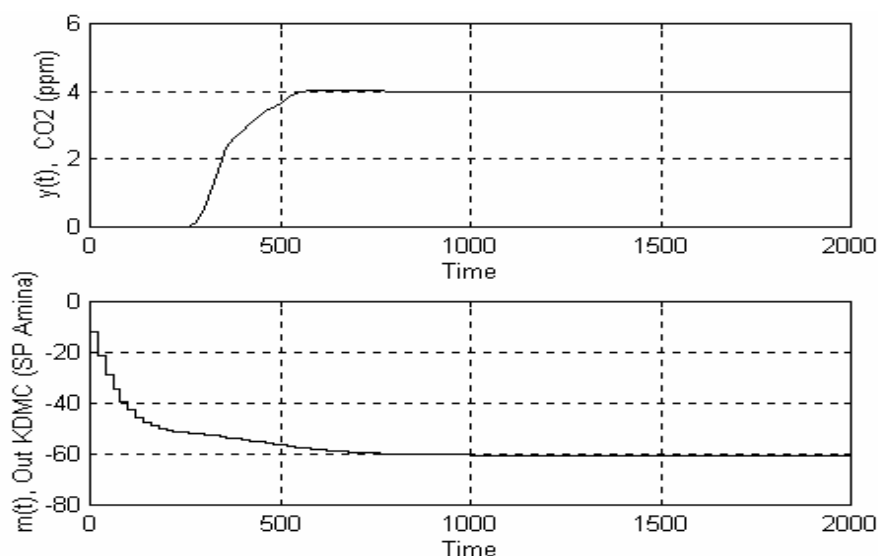


Figura 6. Cambio de 0-4 en el punto de ajuste

un cambio tipo escalón en el punto de ajuste (SP) de 0 - 4 unidades (ver Tabla 1). En la Figura 7 se presenta la respuesta ante una variación de 6 MMSCFD (50 %) en el flujo de etano de entrada a la torre. En la Tabla 2 se muestra que el controlador cumple con las especificaciones de diseño. La Figura 8 muestra la respuesta del sistema para un cambio en el SP de 0-6 unidades, en el caso de existir una diferencia de un 25 % entre los pesos del escalón del modelo y los pesos de la planta a controlar (ver Tabla 3). En todos los casos el controlador presentó una respuesta adecuada cumpliendo las especificaciones. Con el objetivo de comparar el controlador DMC con control convencional se simularon los mismos casos pero usando esta vez un PID, entonado mediante el método de los puntos. La Tabla 4 muestra los resultados para un cambio en el SP de 0-4 unidades. En la Tabla 5 se presentan los resultados para una variación de 50 % del flujo de etano y en la Tabla 6 se muestra como responde el controlador PID ante un cambio de 0 - 6 en el punto de ajuste cuando existen diferencias entre la planta a controlar y los parámetros de entonamiento. En cada caso el controlador DMC presentó mejor comportamiento que el PID.

Tabla 1. DMC. Cambio de 0-4

M_p , %	0.99
T_s , seg.	540.00
e_{ss} , %	0.00
Max $m(t)$, gpm	-11.98
min $m(t)$, gpm	-60.55

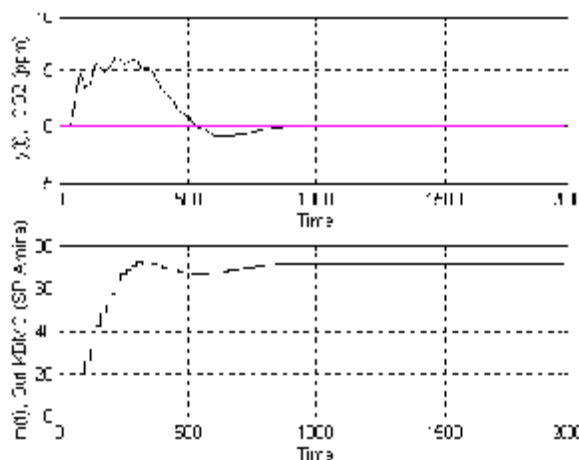
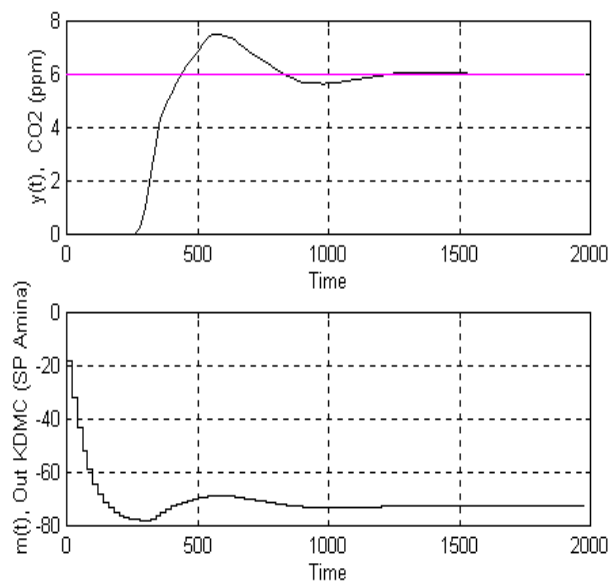


Figura 7. Variación de un 50 % del flujo de etano

Tabla 2. DMC. Variación del flujo de etano.

M_p , %	N/A
T_s , seg.	940.00
e_{ss} , %	0.02
Max $m(t)$, gpm	72.23
Min $m(t)$, gpm	0.00

Figura 8. Diferencia $G_M - G_p$: 25 %. SP: 0-6.Tabla 3. DMC: Diferencia $G_M - G_p$: 25%.SP: 0-6.

M_p , %	25.22
T_s , seg.	820.00
e_{ss} , %	0.01
Max $m(t)$, gpm	-17.96
Min $m(t)$, gpm	-78.02

Tabla 4. PID. Cambio de 0 - 4.

M_p , %	2.10
T_s , seg.	1604.0
e_{ss} , %	0.50
Max $m(t)$, gpm	-8.00
min $m(t)$, gpm	-60.30

Tabla 5. PID. Variación del flujo de etano.

M_p , %	N/A
T_s , seg.	2996.0
e_{ss} , %	3.00
Max $m(t)$, gpm	90.44
min $m(t)$, gpm	12.00

Tabla 6. PID. Diferencia $G_M - G_p$: 25 %. SP : 0-6.

M_p , %	35.44
T_s , seg.	2913.0
e_{ss} , %	1.17
Max $m(t)$, gpm	-12.00
min $m(t)$, gpm	-71.69

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La identificación de sistemas ofrece una alternativa confiable, práctica y de bajo costo para determinar un modelo satisfactorio en control. Las limitaciones son impuestas por el proceso a modelar más que por el procedimiento de identificación. En las simulaciones realizadas se comprobó que el proceso de endulzamiento puede ser controlado eficientemente por el esquema DMC y que es posible obtener una mejor respuesta utilizando estrategias MPC en lugar de técnicas convencionales. Se recomienda validar los dos modelos obtenidos, entrada-salida y perturbación-salida, implantar el esquema DMC, y considerar la implantación de control predictivo en la sección de regeneración de la planta.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Contreras, J. R. "Control Predictivo Basado en Modelo para la Optimización de una Planta de Endulzamiento de Gas". Tesis Magíster Scientiarum, Universidad UNEXPO, Barquisimeto, Venezuela, 1997.
- [2] Ballard, D. "How to Operate an Amine Plant". Hydrocarbon Processing, Vol. 45 No. 4, (1966) 137-144.
- [3] Ljung, L. "System Identification Toolbox for Use with Matlab". The Math Works Inc., 2000.
- [4] Morari, M. and Ricker, N. L. "Model Predictive Control Toolbox for use with Matlab User's guide". The Math Works, Inc., 1998.
- [5] Marlin, T. "Process Control", McGraw-Hill, New York, 2000.
- [6] Contreras, J. R.; and Arteaga, F. J. "System Identification and model predictive control for the optimization of a gas sweetening process". IEEE International Conference on Industrial Electronics, Pretoria, South Africa (1998), 131-136.
- [7] Gundala, R. K.; Hoo, K. A.; Piovoso, M. J. "Multiple Model Adaptive Control Design for a MIMO Chemical Reactor". Ind & Eng. Chem. Res. (2000) 39. 1554-1563.
- [8] Vanrolleghem, P. A. "Models in advanced wastewater treatment plant control". Auto Agro 2003, Colloque Automatique et Agronomie, Montpellier, France (2003).
- [9] Hugo, A. "Performance Assessment of DMC Controllers", American Control Conference, San Diego, California (1999).
- [10] Zhan, Q. and Grassi, V. G. "Dynamic Matrix Control of a Specialty Chemical Plant with Diff", American Control Conference, San Diego, California (1999).