

Control multivariable para una planta de destilación al vacío de hidrocarburos

Gerardo R. Lanza^a, Manuel C. Picón^b, Carlos J. Jiménez^{*,a}

^aUniversidad de Carabobo, Escuela de Ingeniería Eléctrica, Barbula, Carabobo, Venezuela

^bUniversidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre" Departamento de Ingeniería Electrónica, Campus UNEXPO, Av. Corpahuaico, Barquisimeto, Venezuela

Resumen.-

Este trabajo presenta el diseño de un controlador multivariable para una planta de destilación al vacío de hidrocarburos ubicada en el complejo PDVSA Refinería El Palito. Primeramente se evaluaron las condiciones operacionales del proceso para determinar las variables manipuladas, controladas y de perturbación; posteriormente se obtuvieron los modelos matemáticos del proceso empleando técnicas de identificación. Una vez obtenidos los modelos matemáticos, se construyó mediante un software especializado para control de proceso un controlador por modelo predictivo (MPC) multivariable; para validar el desempeño del mismo se diseñó un controlador con características similares a través del Toolbox MPC de Matlab, con lo cual se logró comprobar su funcionamiento satisfactoriamente comparando los resultados de las simulaciones de ambos controladores. Adicionalmente se observó que el controlador propuesto es más robusto a las perturbaciones respecto al diseñado con Matlab.

Palabras clave: Controlador, Modelo predictivo multivariable, Torre de destilación.

Multivariable control for a hydrocarbon vacuum distillation plant

Abstract.-

This paper presents the design of a multivariable control for a hydrocarbon vacuum distillation tower located in PDVSA El Palito Refinery Complex. First the operational conditions were evaluated to determine the process manipulated, controlled and disturbances variables; then the process mathematical models were obtained through identifications techniques. After that, the multivariable model predictive controller (MPC) was built using a control process software package. Another similar controller was designed with Matlab MPC Toolbox to validate the performance of the controller, wherewith was possible to test successfully the performance comparing both controllers simulations results. Additionally, it was noted that proposed controller is more robust to disturbances than designed with Matlab.

Keywords: Controller, Predictive multivariable model, distillation tower.

Recibido: 11 mayo 2009

Aceptado: 20 enero 2010

1. Introducción

En la actualidad la tecnología de control avanzado multivariable permite optimizar de forma

automatizada la producción de hidrocarburos, colocando los productos en especificaciones y aumentando la estabilidad operacional, con el objetivo de extraer el máximo beneficio económico del petróleo. En este trabajo se utilizó la tecnología de software de control de proceso para diseñar un controlador por modelo predictivo multivariable de una planta de destilación al vacío que procesa 80 mil barriles por día (MBD) de residual atmosférico, produciendo gasoleo li-

*Autor para correspondencia

Correos-e: glanza@uc.edu.ve (Gerardo R. Lanza),
mpicon@cantv.net (Manuel C. Picón),
cjimenez@uc.edu.ve (Carlos J. Jiménez)

viano de vacío (LVGO), gasoleo pesado de vacío (HVGO) y fuel oil. Del mismo modo se describen los objetivos de control de la planta, las variables controladas y manipuladas [1], las bases matemáticas del controlador multivariable, la recolección de datos de entrada y salida del proceso, los modelos matemáticos del proceso obtenidos mediante técnicas de identificación, el diseño del controlador a través de un software especializado de control de proceso comercial y por último los resultados de la simulación y validación del desempeño mediante el Toolbox MPC de Matlab [2].

2. Objetivos de control de la planta

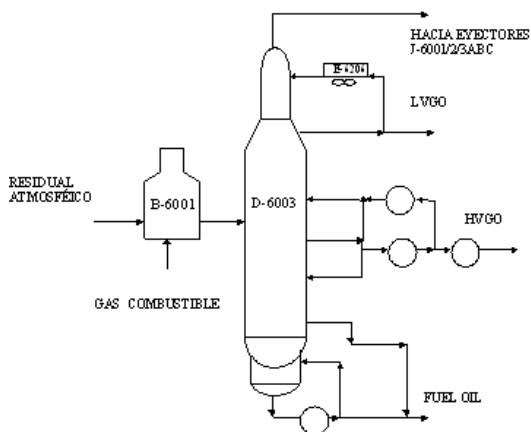


Figura 1: Esquema simplificado de la planta

La unidad de destilación al vacío del complejo PDVSA Refinería El Palito procesa 80 MBD de residual atmosférico o crudo reducido proveniente del fondo de la torre de destilación atmosférica, para producir LVGO, HVGO y fuel oil. En la figura 1, se muestra el esquema simplificado del proceso de la unidad de destilación al vacío; los equipos principales que la conforman son: el horno B-6001, la torre de destilación al vacío D-6003 y los eyectores J-6001/2/3ABC [3].

Una vez revisada la información sobre la operación de la planta se determinaron los siguientes objetivos de control de la unidad de destilación al vacío: control de las calidades del LVGO y HVGO, temperatura de tope, restricciones de protección en las aperturas de las válvulas de gas combustible al

horno y válvulas de los controladores de nivel de los platos colectores de LVGO y HVGO, control de la temperatura de salida del horno y aumento de producción de HVGO y LVGO. Con los objetivos de control y los sistemas de instrumentación y control disponibles en la planta se determinó las variables controladas (CV) y manipuladas (MV) mostradas en las tablas 1 y 2 [3].

Se determinaron dos variables de perturbación (DV): la temperatura de salida del horno B-6001 60TX12 y el flujo de carga de la unidad 60FQ06.

3. BASES MATEMÁTICAS DEL CONTROLADOR

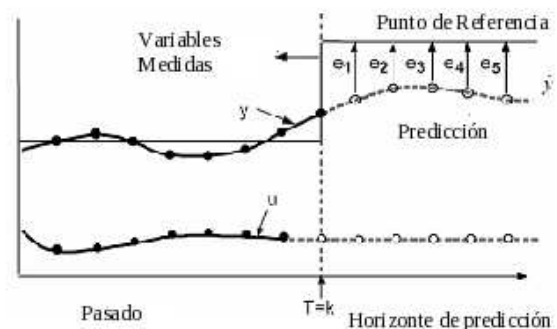


Figura 2: Comportamiento de un controlador MPC [5]

El control por modelo predictivo se basa en el modelo del proceso en lazo abierto, que permite al controlador predecir el comportamiento del proceso en el futuro [4]. La figura 2 representa el comportamiento de un controlador MPC, donde u es la variable de entrada y y la variable medida.

También se observa que el controlador es capaz de predecir la salida del proceso (\hat{y}) para un determinado intervalo de tiempo, llamado horizonte de predicción, en función del estado actual de la entrada u [5]. Los MPC tienen tres elementos básicos: el modelo que predice la salida del proceso, la trayectoria futura del valor de referencia y un algoritmo de control que calcula la acción del control en función del vector del error (e) [4]. En la industria, el modelo del proceso se obtiene de forma empírica mediante identificación y se utilizan algoritmos de control que consideran las restricciones del proceso y criterios de optimización; existen diversas formas

Tabla 1: Variables controladas

Variables controladas			
n°	DESCRIPCIÓN	INSTRUMENTO	RANGO
CV1	Temperatura de Tope	60TI05	160 – 220 °F
CV2	90 % de destil. del LVGO	60LVGO90	660 – 690 °F
CV3	90 % de destil. del HVGO	60HVG090	850 – 900 °F
CV4	% Apert valv nivel del plato de LVGO	60LV02	10 – 100 %
CV5	% Apert valv nivel del plato de HVGO	60LV03	10 – 95 %
CV6	% Apert valv gas celda A B-6001	60PV57A	10 – 95 %
CV7	% Apert valv gas celda B B-6001	60PV57B	10 – 95 %
CV8	% Apert valv gas celda C B-6001	60PV57C	10 – 95 %
CV9	Flujo de gas al B-6001	60FX08	100-160 MFCH
CV10	Producción de LVGO	60FR32	5-10 MBD
CV11	Producción de HVGO	60FR35	27-36 MBD
CV12	Producción de HVGO	60FR43	6 – 9 MBD
CV13	Producción de residual	60FIC20	20-25 MBD

Tabla 2: Variables manipuladas

Variables manipuladas			
n°	DESCRIPCIÓN	INSTRUMENTO	RANGO
MV1	Recirculación de LVGO	60FIC17	20-40 MBD
MV2	Recirculación de HVGO	60FIC30	90-140 MBD
MV3	Flujo caliente de HVGO	60FIC16	10-40 MBD
MV4	Temperatura de salida celda A B-6001	60TC12A	700 – 760 °F
MV5	Temperatura de salida celda B B-6001	60TC12B	700 – 760 °F
MV6	Temperatura de salida celda C B-6001	60TC12C	700 – 760 °F

de representar matemáticamente el modelo del proceso, sin embargo todas ellas derivan de un modelo no lineal linealizado alrededor de un punto de operación, como se muestra en las ecuaciones (1) y (2) [7].

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + Cw_k \quad (1)$$

$$y_k = Cx_k + \xi_k, \quad (2)$$

donde A , B , C y G son las matrices de estado, entrada, perturbación y salida respectivamente.

u_k : entrada del proceso.

y_k : salida medida del proceso.

x_k : vector de estado a ser controlado.

W_k : variables de perturbación.

ξ_k : ruido.

k : secuencia de la señal muestreada [6].

En todo proceso se debe considerar los límites de operación o restricciones existentes por diseño

o seguridad de las plantas como se indica en las ecuaciones (3) y (4).

$$\underline{y} \leq y_{k+j} \leq \bar{y} \quad (3)$$

$$\underline{u} \leq u_{k+j} \leq \bar{u}, \quad (4)$$

donde: \underline{y} , \bar{y} : límite inferior y superior de la salida respectivamente \underline{u} , \bar{u} : límite inferior y superior de la entrada respectivamente

Los algoritmos de control de los MPC utilizan optimizadores dinámicos para ajustar el valor de referencia de las variables manipuladas (MV) al estado futuro óptimo deseado sin violar las restricciones del proceso; la mayoría de los controladores comerciales utilizan como criterio la minimización de una función $J(u)$, como la representada en la

ecuación (5) [7].

$$J(u^m) = \sum_{j=1}^P \left\{ \|e_{k+j}^y\|_{Q_j}^2 + \|s_j\|_T^2 \right\} + \sum_{j=0}^{M-1} \left\{ \|e_{k+j}^u\|_{R_j}^2 + \|\Delta u_{k+j}\|_{S_j}^2 \right\}. \quad (5)$$

Considerando las siguientes restricciones:

$$x_{k+1} = f(x_{k+j-1}, u_{k+j-1}) \quad \forall j = 1, p \quad (6)$$

$$y_k = g(x_{k+j}, u_{k+j}) \quad \forall j = 1, p \quad (7)$$

$$y - s_j \leq y_{k+j} \leq (\bar{y}) + s_j \quad \forall j = 1, p \quad (8)$$

$$s_j \geq 0 \quad \forall j = 1, p \quad (9)$$

$$\underline{u} \leq u_{k+j} \leq \bar{u} \quad \forall j = 0, M - 1 \quad (10)$$

$$\underline{\Delta u} \leq \Delta u_{k+j} \leq \Delta \bar{u} \quad \forall j = 0, M - 1. \quad (11)$$

Donde:

$$e_{k+j}^y = y_{k+j} - y_{k+j}^r \quad (12)$$

$$e_{k+j}^u = u_{k+j} - u_s \quad (13)$$

u : vector de entrada del proceso.

y : vector de salida del proceso.

e : vector de error.

y_{k+j}^r : Trayectoria de referencia deseada.

u_s : Vector de estado de entrada deseado.

P : Horizonte de predicción.

M : Horizonte de control.

Q_j, R_j, T_j y S_j : matrices semidefinidas positivas.

La importancia de los términos de la función a minimizar estará definida por los pesos fijados a través de las matrices Q, R, T y S .

4. Modelo matemático del proceso

Los modelos matemáticos del proceso se obtuvieron mediante una herramienta de identificación contenida en el software de control de proceso; utilizando los datos recolectados de las variables de entrada (MV), salida (CV) y desviación, durante una prueba de planta de una semana y un tiempo de muestreo de un minuto. Los datos generados fueron almacenados en el módulo de

colección de datos históricos disponibles en el sistema de control distribuido (DCS) de la planta. En la figura 3 se muestra el comportamiento de las variables manipuladas, controladas y de desviación (la descripción, unidades y rangos se muestran en la tabla 1) durante las pruebas de la planta. Con estos datos se logró verificar la correspondencia entre las variables MV, CV y DV seleccionadas; observando la influencia de las variables manipuladas y de perturbación sobre las variables controladas.

El software de control de proceso utilizado posee una familia de herramientas de estimación automatizadas que utilizan las estructuras de respuesta de impulso finito (FIR) o el método de predicción del error (PEM) para la obtención de un modelo preliminar, al cual, mediante el uso de modelos paramétricos (Laplace, ARX y OE), se le reduce el orden para obtener un modelo expresado en el dominio de la frecuencia compleja s [3]. En la Tabla 3 se muestran algunos resultados de la identificación de los modelos. Cada sub-modelo obtenido fue producto de varios ensayos tomando diferentes estructuras matemáticas con el objeto de reducir el error y hallar una dinámica sencilla, entre primer y segundo orden; se obtuvieron 41 modelos matemáticos; el error máximo determinado fue 0,85 %, el mínimo 0,015 % y el promedio 0,193 %; analizando los errores de cada uno de los modelos se observó que el 82,93 % de los mismos se encuentran por debajo de la media y 17,07 % por encima; lo cual indica que la mayoría de los modelos tienen un error bajo dándole al modelo general una mayor validez [3].

5. Diseño del controlador multivariable

El controlador multivariable por modelo predictivo se realizó con un software profesional de control de proceso; los pasos mostrados a continuación son similares a los que se emplearían en el diseño del controlador con cualquier tipo de software profesional. Inicialmente los modelos del proceso se adjuntaron en el software; luego el software automáticamente identifica las variables manipuladas, controladas y de desviación consideradas en el modelo. En la figura 4 se muestra una

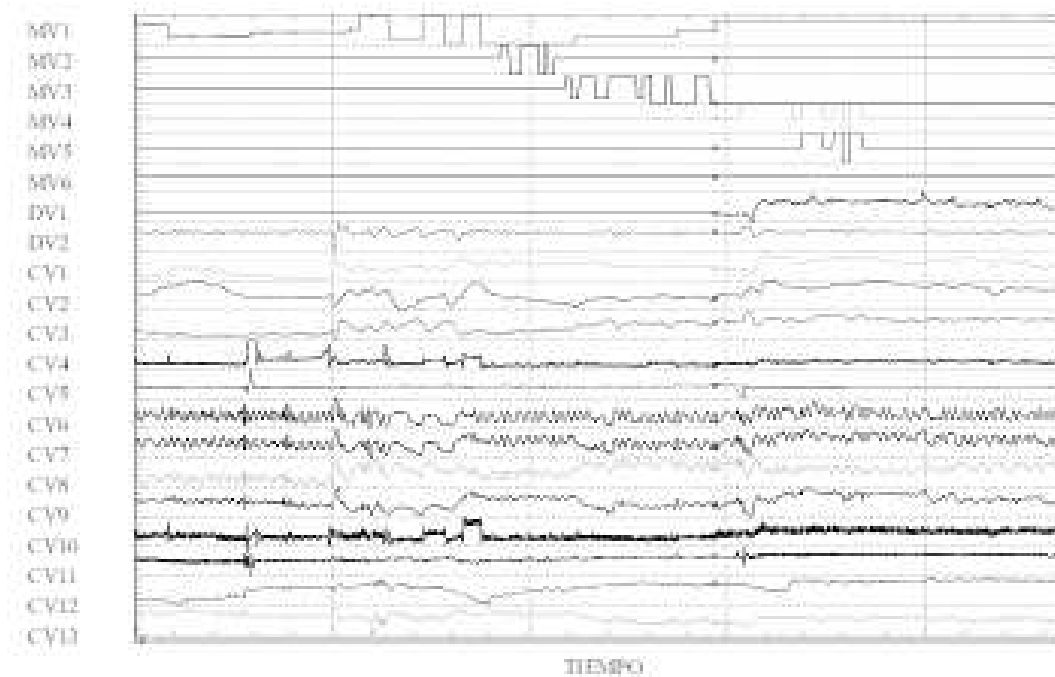


Figura 3: Comportamiento de las variables de entrada y salida durante las pruebas de planta

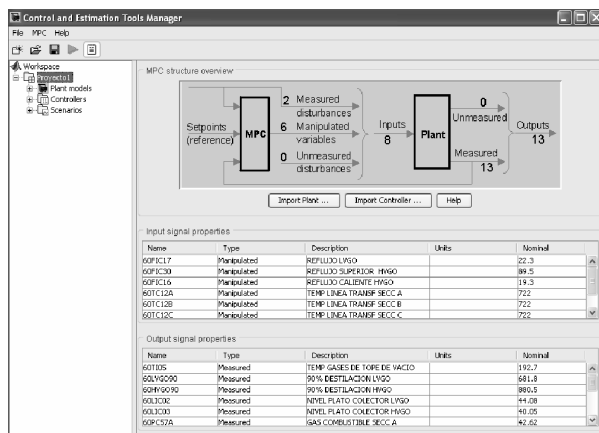


Figura 4: ToolBox de MPC de Matlab

pantalla del ToolBox de MPC de Matlab [2] donde se presenta un ejemplo de la visualización de las variables en el software de control de proceso.

En la pantalla se muestran las siguientes variables: seis manipuladas (manipulated variables), trece controladas (measured outputs) y dos de perturbación (measured disturbances) importadas del modelo del proceso. Posteriormente se configuró los límites de operación de las variables mostradas en la tabla 1 en el controlador. Por último se procedió a colocar los parámetros

de entonamiento, los cuales se fundamentan en asignar los valores o pesos que conforman las matrices Q , R , T y S señaladas en la ecuación (5). Estos parámetros se obtuvieron por ensayo y error evaluando el comportamiento de la planta mediante varias simulaciones hasta conseguir una adecuada respuesta del proceso.

6. Simulación

Durante la simulación se observó el comportamiento del controlador propuesto en lazo cerrado y se comparó su desempeño con el controlador MPC de Matlab con el objeto de validar su funcionamiento. Para estudiar el comportamiento del proceso en lazo cerrado se realizaron varios cambios en los valores de referencia de cada CV y se simuló las perturbaciones en ambos controladores, con lo cual se verificó el adecuado funcionamiento de los mismos, al controlar las CV a través de las MV sin exceder los límites operacionales.

En las figuras 5 y 6 se muestran los resultados de la simulación del proceso con el controlador propuesto al perturbar la planta mediante una disminución de forma escalón de 10 MBD en la

carga. En la figura 5 se presentan las tendencias de las CV durante la perturbación, donde se observa cómo se estabiliza el proceso sin exceder los límites de las variables [3].

En la figura 6 se muestran las tendencias de las MV durante la perturbación, en la cual se observa que el controlador realizó un movimiento apreciable de MV2 y un ligero movimiento de MV3 para controlar el proceso; de igual modo las MV se estabilizaron sin exceder los límites de operación. Como se observa, el controlador utilizó una MV para suprimir la perturbación, manteniendo las variables del proceso dentro de los límites de operación.

En las figuras 7 y 8 se muestran los resultados de la simulación del proceso con el controlador MPC de Matlab, para la misma perturbación de disminución de 10 MBD de la carga en forma escalón. En la figura 7, el controlador MPC de Matlab logró estabilizar el proceso dentro de los límites de operación; sin embargo, necesitó más cantidad de movimiento de las MV para controlar el proceso como se aprecia en la figura 8. Luego de simular el proceso en lazo cerrado fue posible concluir que ambos controladores tuvieron un comportamiento adecuado al permitir controlar el proceso de forma estable dentro de los límites fijados. Finalmente, habiendo realizado este estudio comparativo, se validó que el controlador propuesto permitió controlar el proceso en lazo cerrado y resultó ser más robusto ante las perturbaciones, debido a que realizó el movimiento de una sola MV para controlar la perturbación.

Es importante resaltar que la diferencia entre los controladores MPC de Matlab y el controlador comercial se fundamenta en sus algoritmos de control; si bien es cierto que los algoritmos se encuentran enmarcados de acuerdo a las ecuaciones (5) a la (13), cada proveedor posee su propio algoritmo patentado.

Tabla 3: Resultados de la identificación

MV/DV CV	(MV1)	(MV2)	(MV3)	(MV4)	(MV5)	(MV6)	(DV1)	(DV2)
(CV1) 60T105	$-1,6 \frac{1}{\sqrt{7s+1}} e^{-3s}$	$-0,7 \frac{1}{15,1(2)+8,3s+1}$		$0,548 \frac{1}{30,8s+1}$	$0,51 \frac{1}{53,1(2)+3,5s+1}$	$0,548 \frac{1}{30,8s+1}$	$0,4 \frac{1}{2,83s+1} e^{-4s}$	
(CV2) 60LVG090		$-0,17 \frac{1}{s+1} e^{-22s}$	$-1,91 \frac{1}{11,6s+1}$		$0,33 \frac{1}{10s+1} e^{-3s}$	$0,33 \frac{1}{10s+1} e^{-3s}$	$0,184 \frac{1}{0,39s+1}$	$1,27 \frac{1}{7,95s+1}$
(CV3) 60HVGO90			$-1,9 \frac{1}{16,2s+1} e^{-5s}$		$0,33 \frac{1}{10s+1} e^{-3s}$	$0,33 \frac{1}{10s+1} e^{-3s}$	$\frac{-0,1264s+0,1}{2,27(2)+3,02s+1}$	
...
(CV13) 60HC20			$0,5 \frac{1}{7,59s+1} e^{-5s}$				$\frac{10,35s+0,61}{648(2)+16s+1}$	$-0,145 \frac{1}{4,88s+1}$

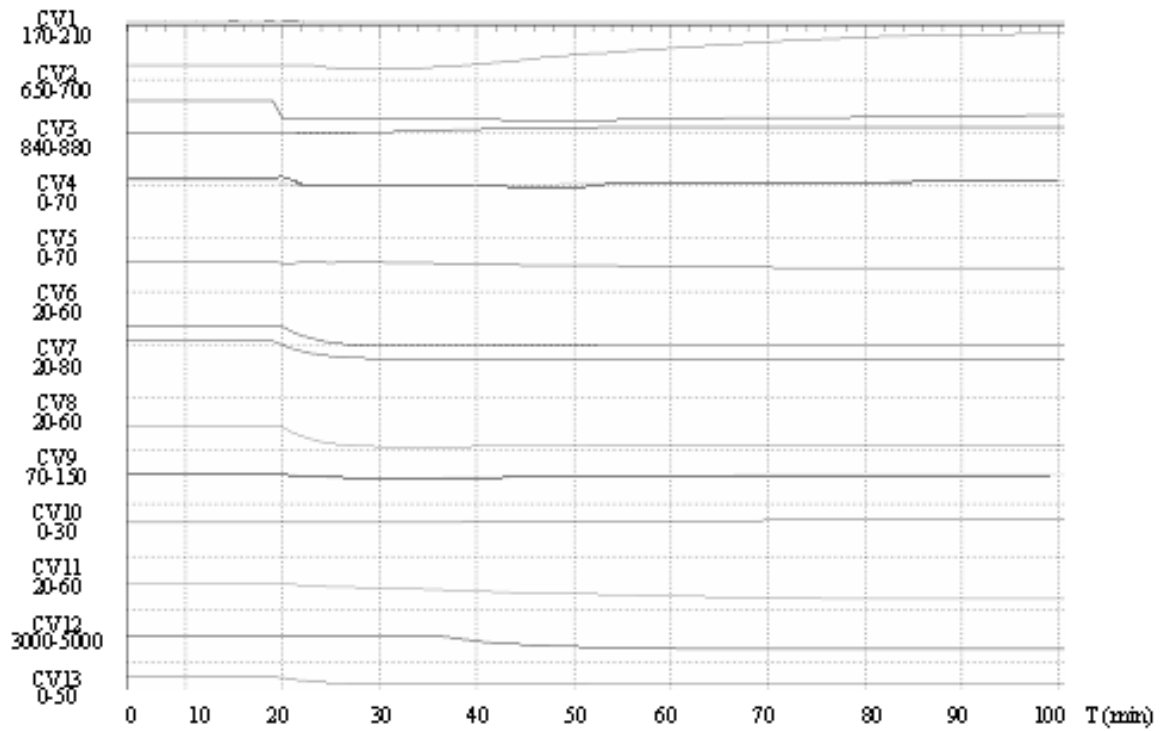


Figura 5: Tendencias de las CV durante perturbacin de la carga con el controlador propuesto

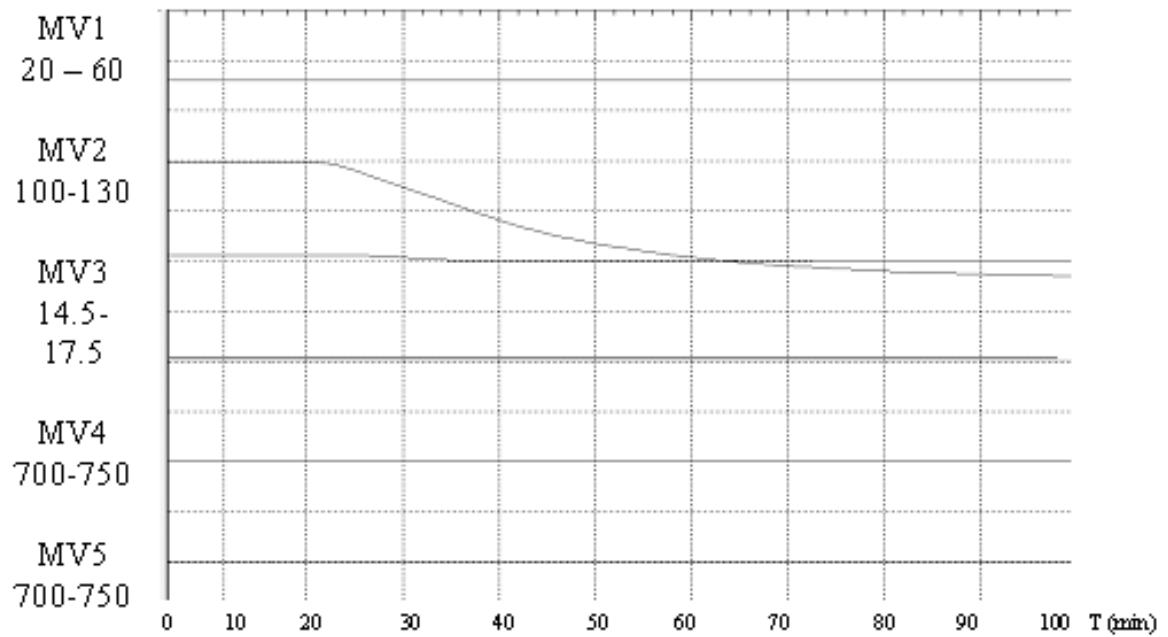


Figura 6: Tendencias de las MV durante perturbacin de la carga con el controlador comercial

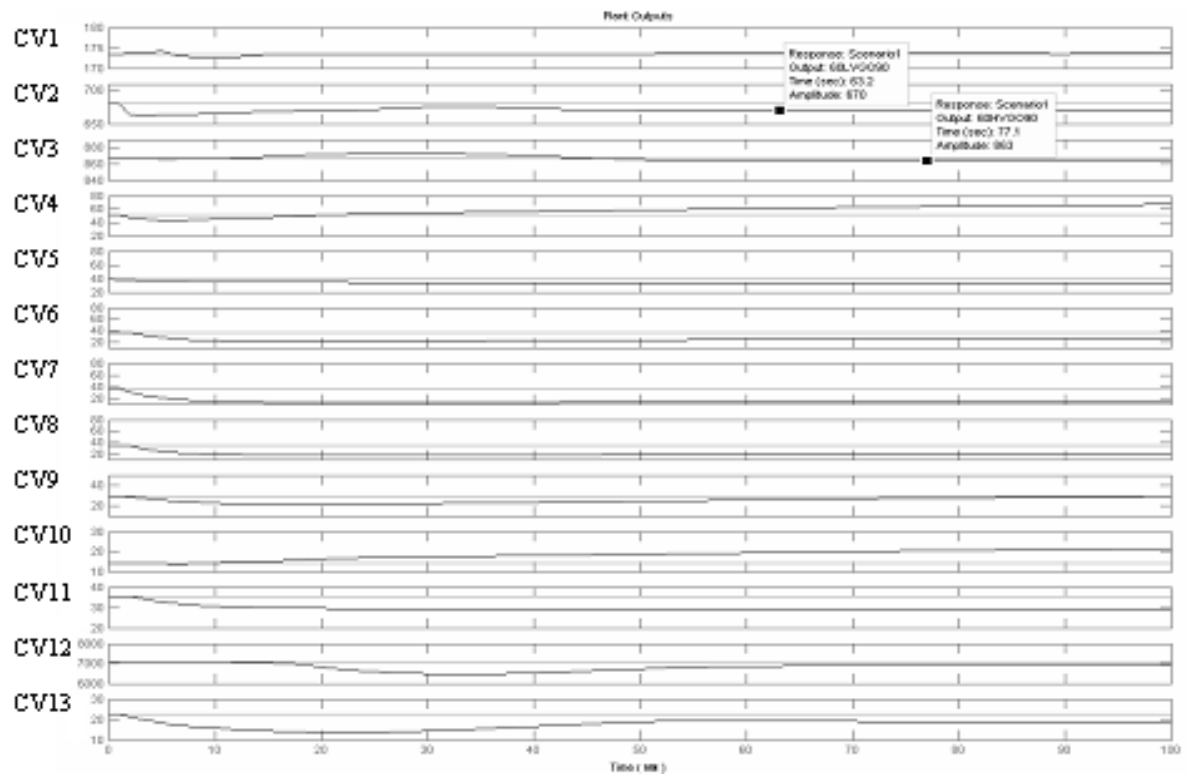


Figura 7: Tendencias de las CV durante perturbación de la carga con el controlador MPC de Matlab

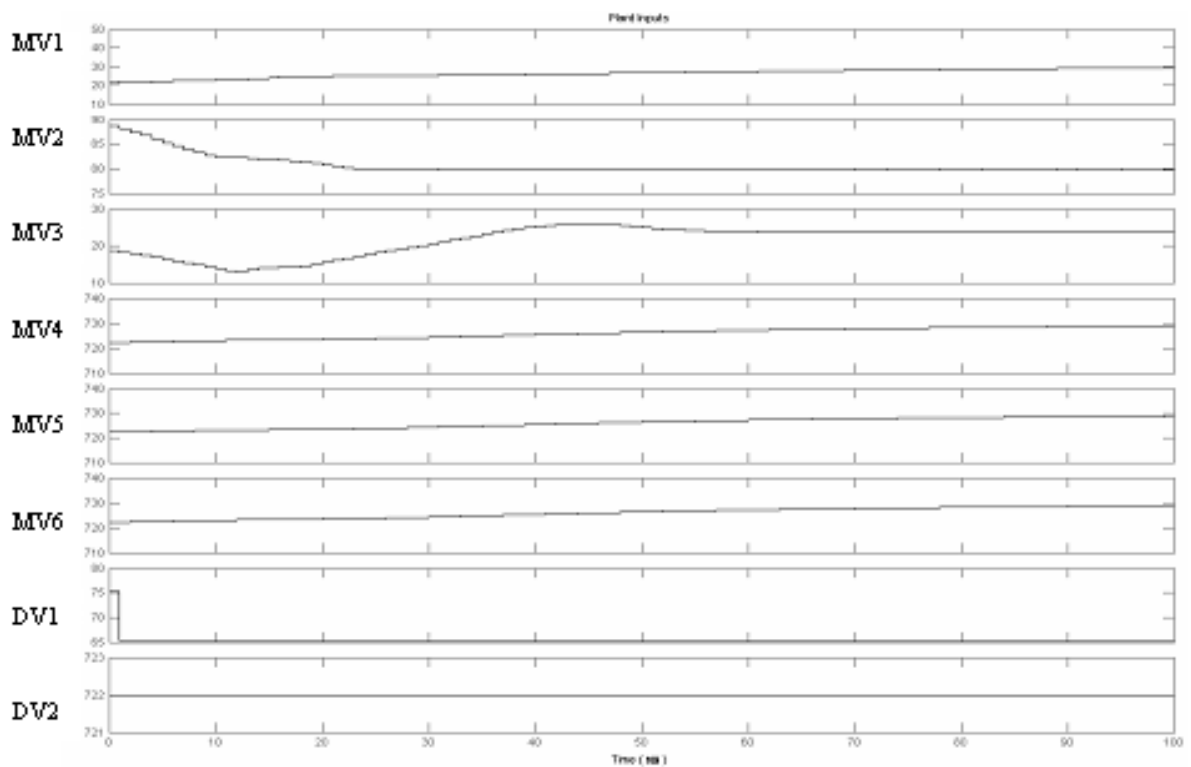


Figura 8: Tendencias de las MV durante perturbación de la carga con el controlador MPC de Matlab

7. Conclusiones

A pesar de la aparente complejidad para diseñar controladores multivariable, hoy día existen soluciones de software que permiten desarrollar este tipo de controladores de una forma bastante sencilla y así obtener el ajuste fino de las variables de proceso mediante un grado mayor de automatización. Durante la evaluación de la unidad de proceso se determinó que existen seis variables manipuladas, trece controladas y dos de perturbación. Se obtuvieron 41 modelos matemáticos mediante técnicas de identificación con un error promedio de 0,193%. Los resultados obtenidos son completamente satisfactorios; el controlador propuesto logró mantener el proceso dentro de los límites de operación y durante su validación se observó que su comportamiento fue más robusto ante las perturbaciones en comparación al controlador diseñado con Matlab, debido a que realizó menos movimientos de las MV para controlar la perturbación, proporcionando mayor estabilidad al proceso.

Referencias

- [1] Smith, C. Automated continuous process control A Wiley interscience publication, Estados Unido, 2002
- [2] Bemporad, A., Morari, M. y Ricker, N. Model predictive control toolbox2 user's guide Matlab The MathWork, Inc version 2.2.4 R2007a, 2007
- [3] Lanza, G. Control multivariable para una planta de destilación al vacío de hidrocarburos Universidad Nacional Experimental Politécnica Antonio José de Sucre, Barquisimeto, Venezuela, 2008
- [4] Blevins, T., McMillan, T., Wojsznis, C., y Brown, M, Advance control unleashed plant performance for optimum benefit EEUU: ISA-The instrumentation, system and automation society, 2003
- [5] Lu, J. An efficient single loop MPC algorithm for replacing PID AIChE annual conference Austin Texas, 2004
- [6] Ogata, K. Sistemas de control en tiempo discreto Mexico: Prentice Hall segunda edición, 2000
- [7] Qin, S. y Badgwell, T. A survey of industrial model predictive control technology Control Engineering Practice 11 (2003) 733-764 <https://www.sciencedirect.com>, 2003