

**MODELADO Y DISEÑO DE ESTRATEGIAS DE CONTROL  
PREDICTIVO Y MULTIVARIABLE PARA UN PROCESO DE  
ISOMERIZACIÓN VIRTUAL**



**ANDRES FELIPE BARBOSA VALENZUELA**

Trabajo de grado presentado para optar por el título de:

**Ingeniero en Mecatrónica**

**Directores:**

**I.E. Olga Lucia Ramos Sandoval, PhD.**

**I.E. Darío Amaya Hurtado. PhD.**

**UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA  
BOGOTÁ, 2018**

# Modelado y Diseño de Estrategias de Control Predictivo y Multivariable para un Proceso de Isomerización Virtual

<sup>1</sup>Andrés Barbosa, <sup>2</sup>Olga Ramos, <sup>3</sup>Dario Amaya  
{<sup>1</sup>u1802083, <sup>2</sup>olga.ramos, <sup>3</sup>dario.amaya}@unimilitar.edu.co  
Grupo de investigación GAV  
Universidad Militar Nueva Granada

**Resumen:** Los laboratorios virtuales son una herramienta de software que se emplea para poder hacer pruebas sobre sistemas simulados de manera segura, sea del control de sus procesos o el ajuste de sus secuencias. Con esta herramienta se busca soportar el desarrollo de prácticas que ayudan al estudiante a una mejor comprensión de los desarrollos teóricos. Este tipo de recurso, es cada vez más utilizado en las instituciones de educación, pues reduce los costos de tener equipos reales en espacios físicos, a cambio de tener servidores a los cuales pueden acceder los estudiantes, sin tener que realizar desplazamientos y sin tener restricción temporal para hacer sus prácticas. Basado en esto, en este trabajo se presenta una propuesta para realizar el control de un proceso virtual de isomerización, que hace parte de la destilación de crudo, utilizando técnicas de control predictivo y de control multivariable, esto con el propósito de evaluar el desempeño de este tipo de estrategia en procesos industriales. Se analizará el modelo y su comportamiento, se procederá a aplicar las técnicas de control antes mencionadas, luego se compararán para encontrar cuál se ajusta mejor a las necesidades del sistema. Esto permitirá tener el proceso completamente simulado y controlado en el laboratorio virtual, para que se hagan las pruebas deseadas con los estudiantes y se pueda ver la diferencia en la respuesta a modificaciones posteriores.

## 1. Introducción

Los laboratorios virtuales simulan las prácticas que se pueden llevar a cabo en la vida real (Murphy, 2016), con las ventajas agregadas de que el usuario puede acceder de forma remota además de tener una capacidad mucho mayor de personas en trabajo simultáneo. Un laboratorio de este tipo que simule los procesos de una refinería de petróleo busca acercar al usuario a problemas más reales y a la aplicación de su conocimiento en la industria. De esta manera se pueden agregar diversos controles a estos procesos y encontrar una respuesta muy cercana a la real, de manera más práctica y con el beneficio de no tener la limitación de elementos físicos para poder llevarla a cabo (Dr. Meena Marafi, 2017).

El poder probar diferentes controles en un ambiente simulado amplía la capacidad de desarrollo e investigación de estos de forma más práctica y sin tener que ensayar con los elementos reales, lo cual sería mucho más complejo (Clews, 2016). Así aplicar controles como los predictivos y multivariados para hallar sus ventajas y debilidades abre la ventana a análisis mucho más profundos con datos muy cercanos a los reales, debido a la aproximación física que se les da desde el modelo

matemático. A partir de esto se pueden estar llevando a cabo varias investigaciones a la par por la facilidad que presenta este entorno virtual a una persona que cuente con internet y un computador.

Al reconocer la necesidad de implementar laboratorios virtuales en diferentes instituciones y como complemento al método de estudio como programas a distancia se crearon páginas con la capacidad de soportar varios de estos, así se cubriría un rango mayor de temas por trabajar (Andrew M. Thomasa, 2013). Varias instituciones crearon sus bases de datos y las delimitaron a sus usuarios para poder generar un ambiente controlado de estudio como la Universidad Nacional de Colombia que ya tiene su propio repertorio de laboratorios funcionales, por medio de los cuales planean y ejecutan iniciativas de estudio para profundizar los temas adquiridos en clases teóricas.

Se ha pasado de un espacio muy amplio y con muchos elementos que tienen un alto costo para la institución, para una cantidad relativamente pequeña de estudiantes ya que estos requieren de una zona confortable para llevar a cabo, analizar y concluir sobre los diferentes fenómenos que se les quiere mostrar, a espacios más simples, equipados

con computadores y conexión a internet, herramienta más común hoy en día y que puede ser diversificada para muchos usos según lo proponga el docente. Esto elimina la necesidad de definir diferentes laboratorios con diferentes características como zonas de seguridad e implementos diversos para cada área que se vaya a tratar (Ruben Heradio, 2016).

En el proceso de refinamiento de petróleo se incluye desde ya hace mucho la isomerización para cambiar el orden de las moléculas, pero sin alterar la cantidad o de qué tipo son, esto le suma octanaje al producto, objetivo que siempre es perseguido por las diferentes petroleras, ya que mejora la calidad de su producto drásticamente, sin embargo al tener reactores como parte del proceso, hace que sea un sistema de mayor cuidado al responsabilizarse de su control (ShahryarJafarinejad, 2017).

El control predictivo cada vez está tomando más fuerza debido a características puntuales que le dan una ventaja respecto a otros, como lo son la inclusión de diferentes tipos de restricciones, sean amplias o simples (Wang, 2008). Esto permite mantener la variable a controlar y otros aspectos del sistema bajo restricciones que le pueden dar seguridad y calidad al producto final como a los elementos de la planta. También se resalta su fácil aplicación a procesos complejos, además al buscar ir un paso delante de la respuesta del sistema, puede predecir condiciones no deseadas y eliminarlas con anterioridad.

El control multivariable cada vez se ve más implementado en la industria, ya que la mayoría de procesos de ingeniería contienen diversas variables y varias de ellas deben ser controladas (Tor Aksel N. Heirung, 2018). Un ejemplo se encuentra en la planta piloto de secado de sólidos que necesita tener manejo de variables de entrada que afectan a diversas de salida, y para ello se implementó un desacople, ya que si no se llevaba a cabo este proceso no se podría generar el control sin que las variables controladas se afectaran unas con otras (Shyam Panjwani, 2016). Esto llevó a un sistema simulado bastante robusto que luego de hacer pruebas con tiempos de respuesta diferentes llegó a un funcionamiento correcto.

## 2. Métodos y Materiales

El proceso de isomerización se puede llevar a cabo de distintas formas y dependiendo de la

disponibilidad de máquinas que posea la empresa, de esto dependerá si el proceso es más o menos complejo. Para el laboratorio virtual programado en Untity® que se tiene existen tres etapas principales. La primera es el horno, en dónde se llega a una temperatura muy alta, luego en el reactor se lleva a la temperatura exacta requerida mientras se aplica agitación continua, y para terminar se utiliza un intercambiador de calor para estabilizar esta variable para que pueda seguir en otros procesos (figura 2). Las válvulas y elementos que están embebidos dentro del proceso se han tenido en cuenta dentro del modelo de los 3 principales dispositivos.

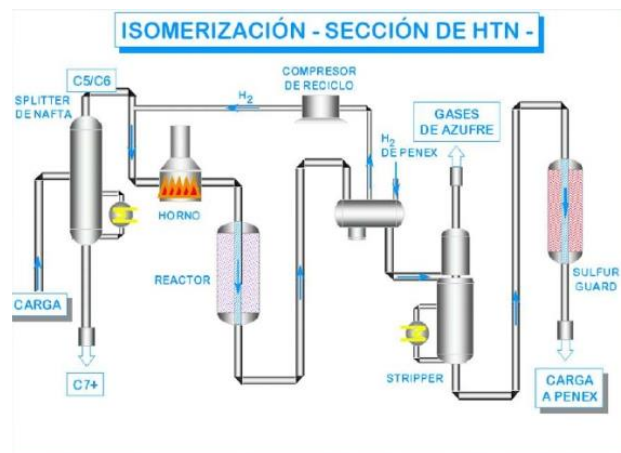


Figura 1. Proceso de isomerización (Ramo, 2012).

A partir de ecuaciones que describen los cambios en el proceso del reactor se comienza a hacer el modelado, estas son: balances de energía, balances molares y una ecuación que define la tasa de reacción (A. K. Azad, 2016). Estas están relacionadas por mínimo una variable, así por operación matemática y reordenando de forma que se despejen las derivadas, hallamos el comportamiento del sistema de forma que tiene en cuenta la gran mayoría de variables que están implícitas en el proceso, dando como resultado las ecuaciones (1) y (2).

$$\frac{dc_a}{dt} = \frac{c_{a.in}}{V} q - \frac{c_a q}{V} + k_o c_A e^{-\frac{E}{R*T}} \quad (1)$$

$$\frac{dT}{dt} = \frac{q(T_{in} - T)}{V} + \frac{\Delta H k_o c_A e^{-\frac{E}{R*T}}}{\rho c_p V} - \frac{UA(T - T_c)}{\rho c_p V} \quad (2)$$

El siguiente elemento en el proceso de isomerización a modelar, es el horno, el cual es el encargado de llevar el producto a la temperatura final, siendo esta muy elevada, todo esto para poder llevar a cabo la reacción química necesaria. Se debe tener en cuenta que en estos modelos matemáticos también están incluidos elementos de instrumentación propios de las herramientas principalmente mencionadas, estas pueden ser válvulas, tubos, sensores, etc., los cuales están embebidos para facilidad del tratamiento de las ecuaciones finales (3) y (4) (Babatunde A. Ogunnaike, 1994).

$$\frac{dT}{dt} = \frac{f c_p T_i}{V c_v} + \frac{U A T_s}{V \rho c_v} - \frac{T U A}{V \rho c_v} - \frac{f c_p T}{V c_v} \quad (2)$$

Las ecuaciones (3) y (4) contienen la variación de la temperatura del fluido, teniendo en cuenta las variaciones de los otros estados, y de la entrada.

$$\frac{dT_d}{dt} = \frac{\lambda W}{c_M} - \frac{U A T_s}{c_m} + \frac{U A T}{c_M} \quad (3)$$

Por último, el proceso requiere de un intercambiador de calor, para modelarlo se hace el balance de energía microscópico, ya que se tomará un intervalo de posición del fluido dentro del tubo -z- infinitesimal donde se hará el análisis. La ecuación de cantidad de energía dentro de este intervalo considera el área trasversal, la capacidad calorífica y la diferencia de temperaturas, la cual es igual para el final de la porción de tubo, pero evaluada en  $z + \Delta z$ . Como resultado se encuentra las ecuaciones diferenciales (5) y (6), estas contienen las variaciones de la temperatura dependiendo de en qué punto del tubo se encuentra el fluido, esto es determinante ya que entre más dentro del tubo mayor calor se generará.

$$\frac{\delta T(z, t)}{\delta t} + \frac{\delta T(z, t)}{\delta z} = \beta [T_{st} - T(z, t)] \quad (4)$$

Donde  $\beta$ :

$$\beta = \frac{h * A_s}{\rho * A * C_p} \quad (5)$$

Para terminar el modelado de este elemento se solucionó por medio de ecuaciones diferenciales ordinarias, hasta encontrar la función de transferencia que caracterizara el sistema. Esta contiene una función que multiplica la entrada, y otra la perturbación que se toma como las variaciones en la temperatura de entrada. Estas últimas no se presentarán, así que se desprecia, quedando la ecuación (7) que contiene el retardo generado por la posición en la que se hace el análisis, ya que de esto también depende la temperatura generada. De esta se pasó a espacio de estados, y posteriormente se aplicó la discretización por medio de la función de Matlab -c2dm-.

$$G_s = \frac{\beta}{s + \beta} - \frac{k_1 * \beta * e^{-as}}{s + \beta} \quad (6)$$

Teniendo las ecuaciones que representan el sistema completo de isomerización se puede pasar a la etapa en la que se hará coincidir este modelo matemático con las restricciones físicas de los elementos que están en disposición para el laboratorio virtual. También serán incluidas constantes como la de los gases ideales, la cual juega un papel muy importante dentro del proceso, ya que la interacción con productos a estas temperaturas la requiere para describir su comportamiento de la forma más real posible, estos valores se pueden ver en la tabla 1.

Tabla 1

Valores constantes de los procesos.

Constant e	Nombre	Valor	Unidad s
$q_{CSTR}$	Flujo volumétrico	20	$[m^3/s]$
$q_{horno}$	Flujo volumétrico	5	$[m^3/s]$
$V_{CSTR}$	Volumen	100	$[m^3]$
$V_{horno}$	Volumen	50	$[m^3]$
$\rho$	Densidad de la mezcla	1000	$[kg/m^3]$
$c_p$	Capacidad calórica	0.239	$[J/(kg - K)]$
$\Delta H$	Calor de la reacción	5e4	$[J/mol]$
E/R	Energía de activación /R	8750	-
$k_o$	Factor pre exponencial	7.2e1 0	$[1/s]$

UA	Coefficiente global de transferencia de calor	5e4	$[W/(m^2 - K)]$
$c_{ain}$	Concentración inicial	0.989	$[mol/m^3]$
$T_c$	Temperatura de la chaqueta	270	$[K]$
$v$	velocidad	25	$[m/s]$
L	Longitud del tubo en el intercambiador	10	$[m]$
r	Radio de tubo en intercambiador	0.5	$[m]$
$A_s$	Área por unidad de longitud		

Se especifican las constantes usadas en los modelos del reactor, horno e intercambiador (si no se especifica para qué sistema, aplica para todos), con sus unidades y la representación que se le da para las ecuaciones.

Para poder generar el espacio de estados del sistema, se debió aplicar una linealización ya que presentaban comportamientos exponenciales. Para este objetivo se agregaron puntos de operación en los cuales el sistema respondería de manera lineal y se generarían matrices numéricas que se pueden operar fácilmente. Además de esto como se quiere llevar el resultado a la forma más real posible, se decidió trabajar todo en discreto, así que se hizo uso de las funciones de Matlab® para estos efectos.

El control predictivo busca embeber la forma y respuesta del sistema. Para esto se debió haber generado el modelo en espacio de estados para que se creen matrices como lo son  $F$  y  $\Phi$  las cuales tienen como objetivo obtener el comportamiento del sistema de forma futura. A partir de estas matrices se llegará a los valores de las ganancias agregadas al sistema (Wang, 2008), en estas se genera un factor integral ya que es un requerimiento que la salida llegue a la referencia dispuesta.

$$F = \begin{bmatrix} C * A \\ C * A^2 \\ C * A^3 \\ \vdots \\ C * A^{N_p} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ C * B & 0 & 0 \\ C * A^2 * B & C * A * B & C * B \end{bmatrix} \quad (8)$$

Para efectos de simulación y obtención de resultados, se generó en Simulink® una representación del sistema con su control agregado, de esta forma se puede visualizar de forma más dinámica la respuesta del control (figura 3). Además, se incluye la posibilidad de cambiar fácilmente los parámetros tanto del sistema como de la referencia y observar las variaciones en las señales de control. Allí a través del análisis se hizo evidente que se debe agregar un saturador a la señal de control ya que toma valores demasiado elevados para poder ser implementados.

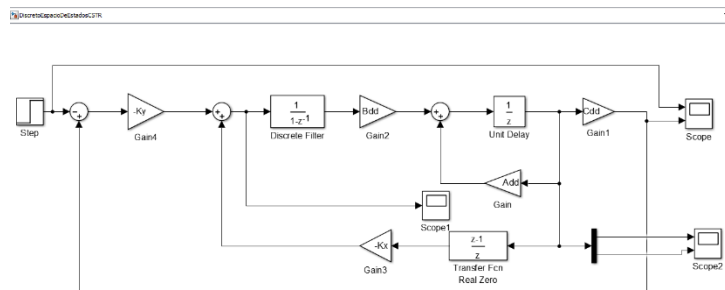


Figura 2. Simulación en discreto, con ganancias de control predictivo.

El control multivariable que se llevó a cabo requiere de la matriz de función de transferencia, la cual está descrita en las ecuaciones (10) y (11), la cual reúne todas las características principales del sistema, y hace más fácil su operación por tratarse solo de una sola expresión. A partir de esta se comienza a hacer el desacoplo directo simplificado, ya que se encontró que para sistemas de 2x2 la investigación de esta técnica está extendida y desarrollada al punto de poder remitirse a una tabla y tomar sus valores previamente hallados. Esto genera una matriz de desacoplo con valores unitarios en la diagonal principal y con factores dependientes de la matriz G en los otros.

$$G = [c_{11} \quad c_{12}] \left( s \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{21} \end{bmatrix} \quad (10)$$

La matriz G busca embeber el comportamiento y salida requerida de un sistema agregando adicionalmente el operador -s-, con la cual se pueden llevar a cabo operaciones de manera más práctica. La ecuación (10) tiene el desarrollo para una matriz de 2x2, y la (11) es la expresión general de la misma.

$$G = C(sI - A)^{-1}B \quad (9)$$

De esta forma se corroboró que el comportamiento del sistema luego de hacer el desacoplo fuera el mismo que si no se tuviera, para certificar que la respuesta del sistema no hubiese cambiado. Esto generó dos caminos de realimentación cada uno correspondiente a los estados que se hallaban en el sistema figura 4. A cada uno de estos se les aplicó un control PID por medio de la sintonización de Simulink® con las especificaciones que se creyeron necesarias para cada una de las variables. Recordando que todo esto se generó en discreto, así mismo la simulación cuenta con un tiempo de muestreo igual a 0.05 segundos, que es lo que tardan en comunicarse los programas Unity® y Matlab®.

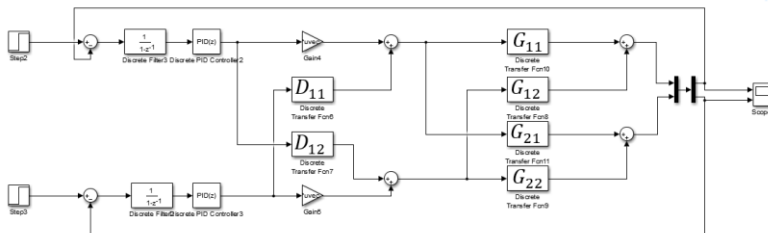


Figura 3. Conexiones control multivariable en el software Simulink.

### 3. Análisis

Luego de hallar los modelos matemáticos de los elementos incluidos dentro del proceso de isomerización se comenzaron a definir los parámetros de diseño. Para esto se estudió la respuesta en lazo cerrado del sistema, esto muestra el tiempo de establecimiento natural que se presentará y que presenta una respuesta sobre amortiguada, como se ve en las figuras (5), (6) y

(7). Esto da una idea de qué tanto se puede forzar el sistema para llegar a su establecimiento, y qué tan aplicables serán estos valores a una planta real. Para estos sistemas térmicos su respuesta se considera lenta, por lo que los tiempos se manejarán en segundos o incluso decenas de estos.

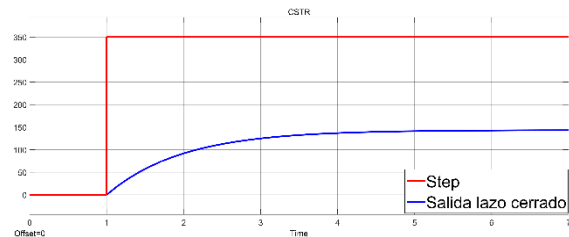


Figura 4. Respuesta en lazo cerrado de CSTR.

El reactor presenta una respuesta sobre amortiguada (figura 5), la cual tiene un tiempo de establecimiento de aproximadamente 7 segundos, lo cual está bastante bien para ser un sistema térmico. Sin embargo se estabiliza muy lejos de la referencia por lo que el control es indispensable para ubicar la señal en la temperatura adecuada.

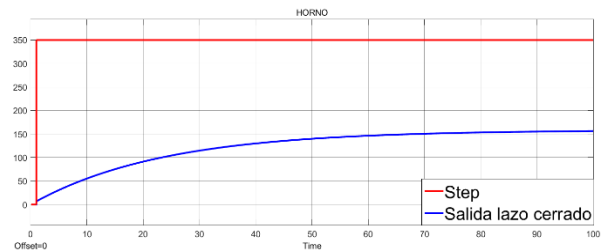


Figura 5. Respuesta en lazo cerrado de horno.

En la figura 6 se hace evidente que el horno responde muy lentamente, teniendo un tiempo de establecimiento de más de dos minutos, esto debido a que se calienta de forma convencional y no con ayuda de una chaqueta como en el caso del reactor. Esto hará que el parámetro fundamental a variar sea el tiempo en alcanzar la referencia.

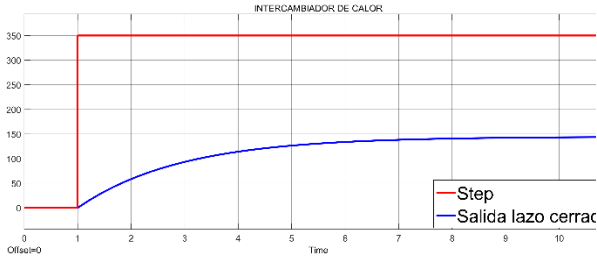


Figura 6. Respuesta en lazo cerrado del intercambiador de calor.

El intercambiador de calor como en los otros elementos muestra que en general en los sistemas térmicos se estabilizan así no tengan una regulación, sin embargo esto se presenta lejos del valor al que se quiere llegar. Esto hace necesario hacer que se aumente la salida por medio de algún método de control.

El control predictivo busca llevar el sistema a la referencia de la manera más rápida posible, lo que genera señales de control muy elevadas. Por esto en la simulación se podía alcanzar la referencia en tan solo dos muestras, lo que para un sistema térmico no es real (Flaminio Vera Méndez, 2017). Por este motivo se agregó un saturador en la señal de control haciendo que las respuestas oscilaran antes de estabilizarse y alcanzando sobre picos elevados.

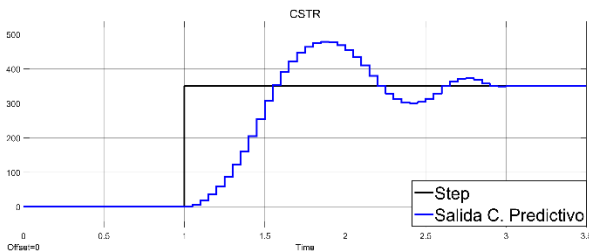


Figura 7. Control predictivo en CSTR con saturador.

El haber aplicado el saturador a la señal de control modificó bastante la señal de salida figura (8), e hizo que no se presentaran cambios tan bruscos, generando que a pesar de que el sistema oscila un poco encuentre la referencia rápido. Sin embargo el sobre pico que se presenta es elevado.

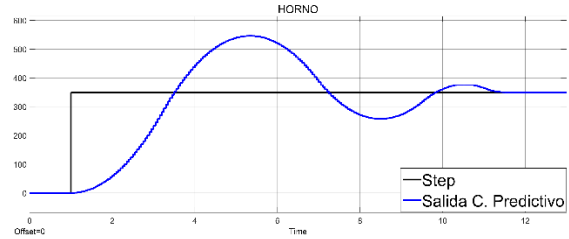


Figura 8. Control predictivo en horno con saturador.

Como se notó en la respuesta sin saturador (9), el sistema tiende a oscilar cada vez más cuando el tiempo de establecimiento es alto. Esto se traduce en un sobre pico elevado, pero en una señal de control dentro de los límites normales que se pueden generar.

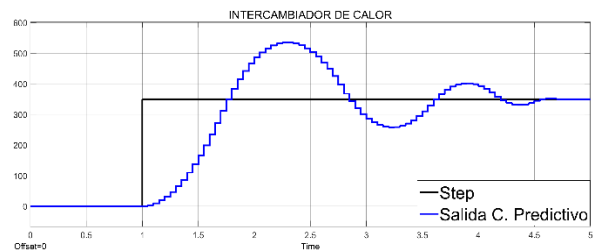


Figura 9. Control predictivo en intercambiador con saturador.

Al tener un tiempo de establecimiento natural bajo, la respuesta del intercambiador (10) tiende a llegar a la referencia oscilando poco, y como no demora tanto el sobre pico no es tan alto como en otros sistemas.

Para el control multivariable se encontró con que el desacoplo abre grandes posibilidades para mantener a las dos variables dentro de criterios de control, ya que se disminuye muchísimo la interacción entre las mismas. Esto permite agregar un control para cada lazo de realimentación en el sistema y a partir de un PID poder modificar la salida a los valores que se hayan considerado adecuados como se muestra en las figuras 11 y 12.

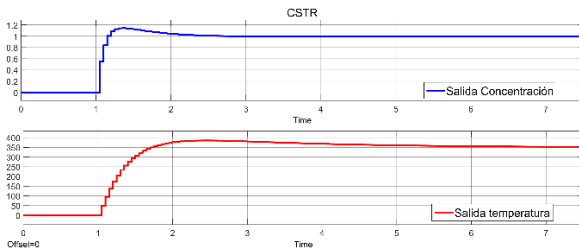


Figura 10. Respuesta de las variables del reactor con control multivariable.

Para el caso del horno, se puede apreciar en la figura 11 que las dos variables tienen un comportamiento similar, ya que las dos son temperaturas, así que tardarán mucho más en establecerse y en la mayoría de casos se verá una respuesta con pocas o nulas oscilaciones. Se aprecia que el tiempo en que se llega a la referencia no es tan rápido por ser señales que buscan variar una magnitud como lo es la temperatura. En contra parte la figura 12 muestra que al ser una concentración el primer estado a manejar se puede alcanzar de manera más rápida.

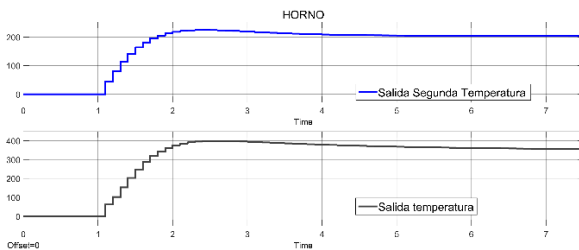


Figura 11. Respuesta de las variables del horno con control multivariable.

#### 4. Conclusiones

El modelo del CSTR, del horno y el intercambiador deben ser lo más próximos a los valores reales embebidos dentro del laboratorio virtual para generar una respuesta muy cercana a la que se presentaría si se implementara de forma real. Esto también permite ver la respuesta del proceso en conjunto al ser llevado a la simulación de la refinería de petróleo. Resaltando la interacción y los efectos que tienen los controles agregados a los elementos a la respuesta completa del proceso.

El control predictivo requiere de un modelo matemático lo más próximo al comportamiento real del sistema para poder abarcar los diferentes casos que se pueden presentar y buscando predecir la salida para dar un resultado óptimo. Así se encontrará una respuesta muy rápida alcanzando

generalmente la referencia con máximo dos oscilaciones en un tiempo mínimo, ya que con la primera se acerca lo más posible a la señal de entrada y en la segunda corrige el nuevo error.

El control multivariable abre muchas posibilidades a procesos con diferentes magnitudes a tener en cuenta como lo es la isomerización, ya que además de la temperatura de la sustancia que se maneja se debe considerar la concentración de la misma a lo largo del proceso. De esta manera se van a eliminar los cambios no deseados debido a variaciones en la entrada principal, siendo esto una consecuencia de las interacciones entre variables. Otra ventaja a resaltar es la versatilidad de controles que se pueden probar ya que al desacoplar los estados se pueden utilizar diferentes métodos que regulen las salidas.

El control predictivo aplica perfectamente a procesos donde se quiere llevar la salida a la referencia de la forma más rápida posible, ya que se contempla el comportamiento general de la planta, sin embargo, esto genera sobre picos debido a las fuertes señales de control que se presentan. Para el caso del multivariable brinda las facilidades de disminuir o anular las interacciones entre estados, brindando la posibilidad de aplicar el control que se considere pertinente.

#### 5. Referencias

- A. K. Azad, M. G. (2016). Chapter 10- Modelling and Simulation of Heat and Mass Flow by Aspen Hysys for Petroleum Refining Process In Field Application. En *ThermoFluid Modelling for Energy Efficiency Applications* (págs. 227- 257).
- Alarcón., M. A. (2009). *Diseño De Un Sistema de Control Multivariable Para Un Circuito de Molienda en Húmedo*. Obtenido de [http://www.bdigital.unal.edu.co/850/1/71265598\\_2009.pdf](http://www.bdigital.unal.edu.co/850/1/71265598_2009.pdf)
- Andrew M. Thomasa, V. C. (2013). Parametric virtual laboratory development: A hydropower case study with student perspectives.



- Advances in Engineering Software*, 62-70. Obtenido de <https://www-sciencedirect-com.ezproxy.umng.edu.co/science/article/pii/S0965997813000392>
- Babatunde A. Ogunnaike, W. H. (1994). *Process Dynamics, Modelling and Control*. New York: Oxford University Press.
- Clews, R. J. (2016). Chapter 7 - Petroleum Refining. En *Project Finance for the International Petroleum Industry* (págs. 119- 136).
- Dr. Meena Marafi, D. A. (2017). Chapter 2- Developments in Petroleum Refining. En *Handbook of Spent Hydroprocessing Catalyst (Second Edition)* (págs. 7- 25).
- Flaminio Vera Méndez, A. I. (2017). *Modelización y Control de un Sistema Neumático Usando Control Inteligente*.
- Murphy, M. D. (2016). *Science Direct*. Obtenido de A Modular Virtual Laboratory for Quadrotor Control Simulation: [https://ac-els-cdn-com.ezproxy.umng.edu.co/S2405896316303640/1-s2.0-S2405896316303640-main.pdf?\\_tid=b40593d9-0ea7-4ce3-9896-c9aa63f826d9&acdnat=1542043809\\_d9620f5614021cdeb7ba7d78317b09f4](https://ac-els-cdn-com.ezproxy.umng.edu.co/S2405896316303640/1-s2.0-S2405896316303640-main.pdf?_tid=b40593d9-0ea7-4ce3-9896-c9aa63f826d9&acdnat=1542043809_d9620f5614021cdeb7ba7d78317b09f4)
- Ramo, M. (19 de Abril de 2012). *SlideShare*. Obtenido de [https://es.slideshare.net/Rmo\\_MiGuel/isomerizacin-de-nc5-y-nc6](https://es.slideshare.net/Rmo_MiGuel/isomerizacin-de-nc5-y-nc6)
- Ruben Heradio, L. I.-V. (2016). Virtual and remote labs in education: A bibliometric analysis. *Computer & Education*, 14-38. Obtenido de <https://www-sciencedirect-com.ezproxy.umng.edu.co/science/article/pii/S0360131516300677>
- ShahryarJafarinejad. (2017). 1 - Introduction to the Petroleum Industry. *Petroleum Waste Treatment and Pollution Control*, 1-17. Obtenido de <https://www-sciencedirect-com.ezproxy.umng.edu.co/science/article/pii/B9780128092439000018>
- Shyam Panjwani, M. (2016). Ensuring integral controllability for robust multivariable control. *Computers & Chemical Engineering*, 172-179. Obtenido de <https://www-sciencedirect-com.ezproxy.umng.edu.co/science/article/pii/S0098135416301521>
- Tor Aksel N. Heirung, J. A. (2018). Stochastic Model Predictive Control - How Does it Work? *Computers & Chemical Engineering*, 158- 170.
- Wang, L. (2008). *Model Predictive Control System Design and Implementation Using Matlab(R)*. Melbourne: Springer.