

**DISEÑO Y SIMULACIÓN DE UN CONTROL DE MODELO PREDICTIVO TIPO  
DMC (DYNAMIC MATRIX CONTROL) EN UN PROCESO CONTINUO DE  
PRODUCCIÓN DE BIODIESEL**

**MARLEN ELIANA LÓPEZ BECERRA  
KATTY MARIA CANTERO VERGARA**

**FUNDACIÓN UNIVERSIDAD DEL NORTE  
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA MECANICA  
BARRANQUILLA  
3 de AGOSTO  
2006**

**DISEÑO Y SIMULACIÓN DE UN CONTROL DE MODELO PREDICTIVO TIPO  
DMC (DYNAMIC MATRIX CONTROL) EN UN PROCESO CONTINUO DE  
PRODUCCIÓN DE BIODIESEL**

**MARLEN ELIANA LÓPEZ BECERRA  
KATTY MARIA CANTERO VERGARA**

**Monografía para optar por el título de Ingeniero Mecánico.**

**DIRECTOR:  
MARCO SANJUAN, Ph.D.**

**FUNDACIÓN UNIVERSIDAD DEL NORTE  
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA MECANICA  
BARRANQUILLA  
3 de AGOSTO  
2006**

Nota de aceptación

---

---

---

VoBo. Marco Sanjuán M. Ph.D.

---

Presidente del Jurado

---

Jurado

---

Jurado

Barranquilla, Agosto de 2006

## **AGRADECIMIENTOS**

Esta investigación fue realizada con el apoyo de muchas personas que contribuyeron de forma directa o indirecta durante todo el proceso de desarrollo de este trabajo, tanto académica como emocionalmente, luego de ver cumplidas nuestras metas damos gracias a Dios por permitirnos culminar con satisfacción esta etapa de nuestras vidas, al Ingeniero Marco Sanjuán Mejía un especial agradecimiento por su apoyo, paciencia, tolerancia, confianza y constante guía. Al Ingeniero Antonio Bula gracias por el entusiasmo que nos transmitió durante el desarrollo de la tesis, en general a todo el departamento de Ingeniería Mecánica por su interés y colaboración. A nuestros amigos Néstor David Durango, Ramiro Chamorro y Adrián Ávila, su guía fue fundamental para la culminación de la investigación.

Este trabajo esta dedicado muy especialmente a mi familia, porque este logro es por ellos y para ellos, a María Cristina Becerra, mi madre, mi modelo a seguir, una mujer integra, quien fue, es y seguirá siendo mi amiga y soporte para alcanzar todas las metas en mi vida, a mis hermanos, Mónica y Cristian, éste es el comienzo de muchos éxitos, los cuales siempre serán para ustedes, muchas gracias por estar a mi lado en todos los momentos de mi vida, a mi padre, aunque ausente, una razón más para seguir adelante, finalmente a Eduardo González, muchas gracias por estar conmigo, apoyarme y darme ánimos en los momentos difíciles, pero sobretodo por su comprensión y compañía.

Dedico este trabajo que es apenas el comienzo de un logro que ya casi puedo palpar a mi familia, por ser simplemente el motor que mueve mi vida, por ser la razón para levantarme todas las mañanas con ánimos a seguir adelante, dedico especialmente este trabajo a Rubén Cantero Pineda y a Maria E. Vergara, mis padres, por su apoyo emocional y económico, a mis hermanos Rubén D. Rubén S. Ruby, por ser mis amigos y darme ánimos cuando el mío parecía terminar, a mi Tía Bernarda por su apoyo constante, a Néstor David por su amistad y sincero apoyo, a todos les dedico este trabajo como remuneración a la confianza depositada.

## TABLA DE CONTENIDO

<b>INTRODUCCIÓN</b>	<b>10</b>
<b>1.1. TITULO</b>	<b>11</b>
<b>1.2. ANTECEDENTES</b>	<b>11</b>
<b>1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA</b>	<b>12</b>
<b>1.4. JUSTIFICACIÓN</b>	<b>12</b>
<b>1.5. OBJETIVOS</b>	<b>13</b>
1.5.1. Objetivo general	13
1.5.2. Objetivos específicos	13
<b>1.6. ALCANCES Y LIMITACIONES</b>	<b>13</b>
<b>2. MARCO TEORICO</b>	<b>14</b>
2.1. Biodiesel	14
2.1.1. ¿Qué es Biodiesel?	14
2.1.2. Proceso de Producción	16
2.1.2.1. Transesterificación	16
2.2. CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS	19
2.2.1. Ventajas y desventajas de MPC	19
2.2.2. Estrategia de los controladores	20
2.2.3. Aplicaciones del MPC	22
2.3. CONTROL DINAMICO MATRICIAL (DMC) SISO	22
2.4. CONTROL DINAMICO MATRICIAL (DMC) MIMO	25
2.4.1. Funcionamiento DMC	25
<b>3. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO Y SIMULACIÓN EN ESTADO ESTABLE</b>	<b>26</b>
3.1. Proceso de obtención de Biodiesel	26
3.1.2. Materia prima para la obtención de Biodiesel	26
3.1.2.1. Proceso de Obtención	27

3.1.3.	Insumos y procedimiento para la producción de Biodiesel	28
3.1.4.	Etapas del proceso por lotes	29
3.2.	Simulación en estado estable	31
4.	ESTADO DINAMICO	34
4.1.	Obtención del modelo	34
4.2.	Constantes de tiempo del sistema	38
5.	SIMULACIÓN Y DISEÑO DEL CONTROLADOR DMC	41
5.1.	Validación del modelo en Simulink	41
5.2.	Diseño del controlador DMC	44
6.	CONCLUSIONES	53
7.	RECOMENDACIONES	54
8.	REFERENCIAS	55
	ANEXOS	57
	ANEXO 1 Algoritmo DMC	58
	ANEXO 2 Gráficas de Estabilización	60

## LISTA DE TABLAS

<b>Tabla 2.1</b>	Propiedades de algunos aceites vegetales y sus metil-esteres (Biodiesel) y el combustible diesel.	
15		
<b>Tabla 2.2</b>	Resumen de aplicaciones de MPC	22
<b>Tabla 3.1</b>	Porcentaje en peso de los componentes de algunos aceites vegetales	
27		
<b>Tabla 3.2</b>	Reactivos y proporciones típicas	28
<b>Tabla 3.3</b>	Diferencias entre las formas de producción de Biodiesel	30
<b>Tabla 3.4</b>	Propiedades de los elementos usados en el ambiente de simulación	
31		
<b>Tabla 4.1</b>	Constantes de tiempo del proceso y retraso por transporte	40
<b>Tabla 5.1</b>	Vectores de respuesta	44
<b>Tabla 5.2</b>	Matriz A	46

## LISTA DE FIGURAS Y GRAFICAS

<b>Figura 2.1</b>	Reacción de Transesterificación	
	18	
<b>Figura 2.2</b>	Estrategia MPC	20
<b>Figura 2.3</b>	Estructura básica MPC	21
<b>Figura 2.4</b>	Respuesta escalón unitario que muestra los elementos del vector respuesta	
	23	
<b>Figura 3.1</b>	Representación esquemática del proceso de producción de Biodiesel por lotes	
	30	
<b>Figura 3.2-a</b>	Simulación de la primera etapa del proceso de producción de Biodiesel continuo	33
<b>Figura 3.2-b</b>	Simulación de la segunda etapa del proceso de producción de Biodiesel continuo	34
<b>Figura 4.1</b>	Primer lazo de control	35
<b>Figura 4.2</b>	Segundo lazo de control	35
<b>Figura 4.3</b>	Esquema de control del proceso	36
<b>Figura 4.4</b>	Estructura del modelo del sistema	37
<b>Figura 4.5</b>	Simulación simplificada en estado estable del proceso de producción de Biodiesel en continuo	
	39	
<b>Figura 5.1</b>	Modelo del proceso continuo de producción de Biodiesel	41
<b>Figura 5.2</b>	Simulación en lazo abierto	42
<b>Gráfica 5.1</b>	Comportamiento del proceso en estado estable	43
<b>Gráfica 5.2</b>	Comportamiento del proceso con un cambio de -0.0999 [CH <sub>3</sub> OH]	
	43	
<b>Figura 5.3</b>	Controlador DMC MIMO	47
<b>Gráfica 5.3</b>	Comportamiento del sistema con el DMC en estado estable	48

<b>Gráfica 5.4</b>	Comportamiento del proceso con un aumento de 5°C en	
	$T_R^{Set}$	
	49	
<b>Gráfica 5.5</b>	Comportamiento de la temperatura con cambio de +5°C en	
	$T_R^{Set}$	
	49	
<b>Gráfica 5.6</b>	Comportamiento de la concentración con cambio de +5°C en	
	$T_R^{Set}$	50
<b>Gráfica 5.7</b>	Comportamiento de la temperatura con cambio de +25°C en	
	$T_R^{Set}$	50
<b>Gráfica 5.8</b>	Comportamiento de la concentración con cambio de +25°C	
	en $T_R^{Set}$	
	51	
<b>Gráfica 5.9</b>	Comportamiento de la concentración con un cambio de 0.0341	
	en la fracción de NaOH	51
<b>Gráfica 5.10</b>	Comportamiento de la concentración un cambio de - 0.014	
	en la fracción de NaOH	52
<b>Gráfica 5.11</b>	Comportamiento de la temperatura con un cambio de - 0.014	
	en la fracción de NaOH	52
<b>Grafica 4.1</b>	Paso escalón en $T^{set}$	61
<b>Grafica 4.2</b>	Paso escalón en $[CH_3OH]^-$	62
<b>Grafica 4.3</b>	Comportamiento de la temperatura en la corriente (4l) ante una	
	perturbación de temperatura en $f_{r_{NaOH}} = f(T^{Set})^-$	63
<b>Grafica 4.4</b>	Comportamiento de la temperatura en la corriente (6) ante una	
	perturbación de temperatura en (9). $T_r = f(T^{Set})^-$	64
<b>Grafica 4.5</b>	Comportamiento de la temperatura en la corriente (4l) ante una	
	perturbación de flujo en (15-1). $f_{r_{NaOH}} = f(r_{CH_3OH})^-$	65
<b>Grafica 4.6</b>	Comportamiento de la temperatura en la corriente (6) ante una	
	perturbación de flujo en (15-1). $T_r = f(r_{CH_3OH})^-$	66

## INTRODUCCIÓN

El control de un proceso químico industrial por medio de una metodología de control predictivo tipo DMC representa el objetivo principal de este estudio, en el cual se simulará un algoritmo de control multivariable capaz de predecir el efecto de las acciones de control futuras en la variable de respuesta, el cual se denomina Dynamic Matrix Control (DMC).

Esta investigación se presenta como una primera aproximación del comportamiento de un controlador predictivo en una planta de procesamientos químicos, en este caso de una planta productora de Biodiesel, las cuales generalmente son controladas por pequeños lazos de control comandados por controladores PID.

Durante el desarrollo del trabajo se analiza el comportamiento del proceso de producción de Biodiesel ante perturbaciones en las condiciones del mismo, pero no profundiza en aspectos económicos ó de diseño, es por esta razón que este estudio queda entonces como preámbulo para el impulso de nuevos proyectos encaminados al dimensionamiento de plantas productoras de Biodiesel, optimización o estudios económicos con respecto a este proceso.

## **1.1. TITULO**

Diseño y Simulación de un Control de Modelo Predictivo Tipo DMC (Dynamic Matrix Control) en un Proceso Continuo de Producción Biodiesel a través de Medios Químicos.

## **1.2. ANTECEDENTES**

El uso de los aceites vegetales en motores diesel es casi tan antiguo como el motor diesel mismo. En 1900, Rudolf Diesel, tuvo éxito al poner a funcionar un motor de combustión interna con aceite vegetal, más adelante en los 70's y 80's se adelantaron investigaciones en búsqueda de combustibles amigables con el medio ambiente que reemplazaran a los combustibles convencionales (derivados del petróleo) [2], en este contexto los biocombustibles surgen como una solución ante la preocupación por el agotamiento de los recursos no renovables.

A nivel nacional la Universidad del Norte en conjunto con la Universidad de Antioquia han liderado las investigaciones acerca de la producción de Biodiesel, los estudios relacionados con este biocombustible han sido desarrollados en su mayoría utilizando etanol y aceite de palma africana como materia prima, más sin embargo el Biodiesel puede ser obtenido no solo con aceites vegetales sino también con grasas animales [2]. Algunos de los trabajos previos a este estudio se han enfocado en determinar la cinética de la reacción de transesterificación o de la etanolisis básica de la oleína de palma, las cuales han seguido una metodología experimental [5], [6]. En otras partes del mundo la investigación acerca de la obtención de Biodiesel es más amplia, se han realizado estudios a partir de diferentes tipos de aceites vegetales, así como también han profundizado aspectos económicos y de optimización [2].

Por otra parte, desde hace muchos años se han realizado los estudios alrededor del Control Predictivo Basado en Modelos (MPC), a finales de los años setenta surgieron los primeros algoritmos que usaban explícitamente un modelo dinámico del proceso para predecir el efecto de las acciones de control futuras en la salida [10]. Desde entonces se han adelantado investigaciones acerca de los diferentes tipos de control predictivo, entre los cuales se destacan el GPC (Generalized Predictive Control) [9] y el DMC (Dynamic Matrix Control) [8], [11].

### **1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

La producción de biocombustibles, en especial de Biodiesel es un proceso costoso y que requiere especial cuidado en el control de cada uno de las etapas de obtención del mismo. El control del proceso se realiza por medio de controladores PID, sin embargo esta estrategia no permite controlar globalmente el proceso, lo cual representa grandes obstáculos al momento la optimización de plantas de procesamientos químicos. Una de las estrategias que soluciona estos inconvenientes es el DMC, el Control Predictivo Basado en Modelos predice el efecto de las acciones de control futuras en la variable de respuesta, lo que permite controlar el proceso de manera global, reduciendo costos y facilitando la optimización del proceso. Este trabajo representa una primera aproximación para conocer el comportamiento de un controlador DMC multivariable ante perturbaciones realizadas dentro del proceso continuo de producción de Biodiesel.

### **1.4. JUSTIFICACIÓN**

Actualmente los sistemas de control en la industria de procesos deben satisfacer necesidades económicas, asociadas a las variables de proceso minimizando de coste de operación, criterios de seguridad, medioambientales y de calidad en la producción, la cual debe satisfacer ciertas especificaciones sujetas a una demanda normalmente variable. Por ello, se puede considerar que en hoy día el objetivo de todo sistema de control consiste en actuar sobre las variables manipuladas de forma que puedan satisfacerse múltiples y cambiantes criterios de funcionamiento en presencia de cambios en las características del proceso.

Para afrontar los retos mencionados anteriormente se pueden utilizar las técnicas de Control Predictivo Basado en Modelo (Model Based Predictive Control, MPC), el cual en su forma más general, acepta cualquier tipo de modelos, funciones o restricciones

Las principales razones por las cuales el control predictivo es una de las metodologías más atractivas al momento de automatizar es debido a que el MPC puede ser usado para controlar una gran variedad de procesos, desde aquellos con dinámica relativamente simple hasta otros más complejos incluyendo sistemas con grandes retardos, permite tratar con facilidad el caso multivariable, es una metodología completamente abierta basada en algunos principios básicos que permite futuras extensiones, no es una metodología complicada, por lo tanto resulta particularmente atractivo para personal sin un conocimiento profundo de control, puesto que los conceptos resultan muy intuitivos, a la vez que la sintonización es relativamente fácil, resulta conceptualmente simple la extensión al tratamiento de restricciones, que pueden ser incluidas durante el proceso de diseño.

## **1.5. OBJETIVOS**

### **1.5.1. Objetivo general**

Diseñar y Simular un Control de Modelo Predictivo Tipo DMC (Dynamic Matrix Control) en un Proceso de Producción de Biodiesel en Continuo a través de Medios Químicos.

### **1.5.2. Objetivos específicos.**

- Revisión bibliográfica de la materia prima para la producción de Biodiesel.
- Caracterizar el proceso de producción de Biodiesel por lotes y en continuo.
- Simular el comportamiento del sistema en estado estable en Hysys con el fin de conocer el comportamiento ante cambios realizados durante el proceso.
- Determinar el modelo matemático del sistema simulado en HYSYS para el diseño y simulación del DMC.
- Implementar el algoritmo de control DMC en Matlab y determinar los factores necesarios para un funcionamiento óptimo.
- Evaluar el comportamiento del controlador DMC en el modelo establecido.

## **1.6. ALCANCES Y LIMITACIONES**

Durante el desarrollo de este proyecto se pretende diseñar y simular el algoritmo correspondiente al controlador predictivo DMC, en un proceso simulado de producción continuo de Biodiesel a través de medios químicos.

Es importante destacar que la simulación del proceso se llevará a cabo en Hysys, sin embargo, para desarrollar la simulación dinámica será necesario la simplificación del proceso debido a que su complejidad ocasiona gran inestabilidad numérica, lo cual impide que transcurra el tiempo suficiente de simulación para determinar si se logró la estabilización del sistema. Además es importante mencionar que aunque el software incluye aspectos económicos y de optimización, estas herramientas no serán utilizadas durante el desarrollo de este estudio puesto que este no es el enfoque del proyecto.

El diseño y simulación del controlador DMC se llevara a cabo en Matlab y se desarrollara a partir de un modelo matemático determinado de la simulación del proceso dinámico en Hysys.

Se pretende desarrollar un controlador DMC MIMO (Multiple Input Multiple Output) de dos entradas y dos salidas, cuyas variables manipuladas serán la temperatura del aceite a la entrada del reactor tipo CSTR y la fracción molar del metanol recirculado, para lograr apreciar los cambios existentes en la temperatura a la salida del reactor y en la fracción másica de NaOH a la entrada del reactor en corriente de metóxido.

## **2. MARCO TEORICO**

### **2.1. Biodiesel**

#### **2.1.1. ¿Qué es el Biodiesel?**

De acuerdo con la ASTM (American Society for Testing and Materials) [1], el Biodiesel se puede definir como un mono-alquil éster de largas cadenas de ácidos grasos como son los aceites vegetales o la grasa animal, los cuales comúnmente son usados en motores diesel como combustible. “Bio” representa la fuente biológica y “diesel” implica que es usado como combustible. Su producción típica es por medio de una reacción de transesterificación utilizando alcohol, generalmente metanol o etanol, aceite vegetal o animal, en presencia de un catalizador.

En comparación con los combustibles derivados del petróleo, el Biodiesel ha ganado aceptación como una alternativa de combustible por las siguientes razones [2].

- Es renovable. El Biodiesel es derivado de aceite vegetal o grasa animal, las cuales se encuentran disponibles en la naturaleza.
- Es biodegradable y no tóxico. De acuerdo a pruebas realizadas en Europa el Biodiesel producido a partir de aceite de colza es 99.6% biodegradable.
- Emite menos cantidad de monóxido de carbono, material particulado e hidrocarburos quemados que otros combustibles.
- Tiene un alto punto de ignición, (aproximadamente 150°C), los combustibles derivados del petróleo tienen un punto de ignición mas bajo (aproximadamente 50°C). Debido a esta característica son menos volátiles, y por lo tanto son más seguros para transportar o manipular.

Las propiedades de los aceites vegetales comunes y sus metil-esteres (Biodiesel) son mostrados y comparados con las propiedades del Diesel en la tabla 2.1

**Tabla 2.1\*** Propiedades de algunos aceites vegetales y sus metil-esteres (Biodiesel) y el combustible diesel

Propiedad	Aceite de Soja	Esteres de Soja	Aceite de Girasol	Esteres de Girasol	Aceite de Canola	Esteres de Canola	Diesel
Viscosidad (mPa.s)	31.9	4.6	30.0	4.4	33.7	5.2	2.6
Densidad (kg/cm <sup>3</sup> )	910.78	922.77	910.78	874.83	910.78	862.85	850.86
Energía Térmica (kJ/kg)	39,623	39,800	39,575	39,800	39,709	40,449	45,343
Punto de Nube (°C)	-3.9	2	7.2	0	-3.9	10	-15
Punto de Ignición (°C)	254	171	274	164	250	180	52
Punto de Ebullición (°C, atm.)	380	350	380	-	400	340	350
Número Cetano	38	46.2	37	46.6	37	54	47

\* Tomado de The Use of Vegetable Oils and Trhy Derivates as Alternative Diesel Fuels [2]

Por otro lado, el Biodiesel presenta también algunas limitaciones [4]:

- Bajo poder calorífico, lo cual representa menor potencia cuando el combustible se quema.
- Pobres propiedades térmicas, lo que significa una desventaja cuando el Biodiesel es usado el climas fríos.
- Produce mayor cantidad de emisiones de oxido de nitrógeno (NOx) que los combustibles derivados del petróleo, sin embargo estas emisiones pueden ser reducidas ajustando la temperatura combustión.

A pesar de las limitaciones anteriores el Biodiesel parece ser una buena alternativa ante la problemática ambiental que se vive actualmente.

## 2.1.2. Proceso de Producción

### 2.1.2.1 Transesterificación

Químicamente los aceites vegetales se pueden expresar como triglicéridos quienes reaccionan con un alquil-alcohol en presencia de un catalizador, produciendo alquil-éster y glicerina [5]. Esta reacción recibe el nombre de transesterificación, que implica la conversión de un éster en otro éster, los alcoholes más recomendados son metanol, etanol y butanol debido a su bajo costo, el más usado comúnmente es el metanol. Los ésteres resultantes de la reacción reciben el nombre de ácidos grasos y metil-ésteres (FAME o Biodiesel) La transesterificación es ilustrada en la figura 2.1.

Los triglicéridos están compuestos de tres largas cadenas de ácidos grasos, cuando éstos reaccionan con el alcohol tres cadenas de ácidos grasos son liberadas, éstas se unen con el metanol y forman el Biodiesel. En general para obtener un equilibrio del lado derecho de la reacción se requiere una gran cantidad de alcohol. La reacción se lleva a cabo muy cerca del punto de ebullición del alcohol y a una presión ligeramente superior a la atmosférica, con lo cual se asegura que la reacción se lleve a cabo en estado líquido. El catalizador utilizado puede ser hidróxido de sodio, hidróxido de potasio o ácido sulfúrico.

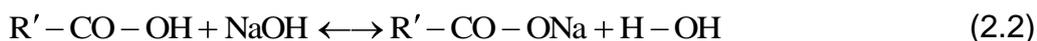
Con respecto a la transesterificación, hay tres aspectos que vale la pena mencionar. Primero, los aceites vegetales usualmente contienen de 2 -10% de ácidos grasos libres, éstos pueden reaccionar con alcohol en presencia del catalizador y producir alquil-éster y agua, esta reacción recibe el nombre de esterificación, y se describe en la ecuación 2.1. [2]



Ambas reacciones, esterificación y transesterificación son reversibles y suceden simultáneamente bajo ciertas condiciones. Según su polaridad, los ácidos grasos libres se disuelven fácilmente en el alcohol, la esterificación de los ácidos grasos es más rápida que la de los triglicéridos. Una diferencia entre la transesterificación y la esterificación es que la primera reacción puede ser catalizada por catalizadores ácidos o alcalinos, mientras que la esterificación solo puede ser catalizada por medio de catalizadores ácidos.

Los alquil-ésteres solo pueden ser producidos bajo condiciones ácidas. Es decir el sistema catalizador ácido es insensible a los ácidos grasos libres.

Segundo, cuando se usan catalizadores alcalinos para llevar a cabo la transesterificación, los ácidos grasos libres reaccionan con el catalizador alcalino, en una reacción conocida como neutralización, produciendo jabón y agua, en esta reacción el catalizador alcalino es consumido como reactante, la neutralización se muestra en la ecuación 2.2. [2]



Los productos intermedios resultantes de la transesterificación deben ser eliminados de ser posible completamente ya que estos influyen en la eficiencia del metil-éster (Biodiesel) producto final de la reacción de transesterificación.

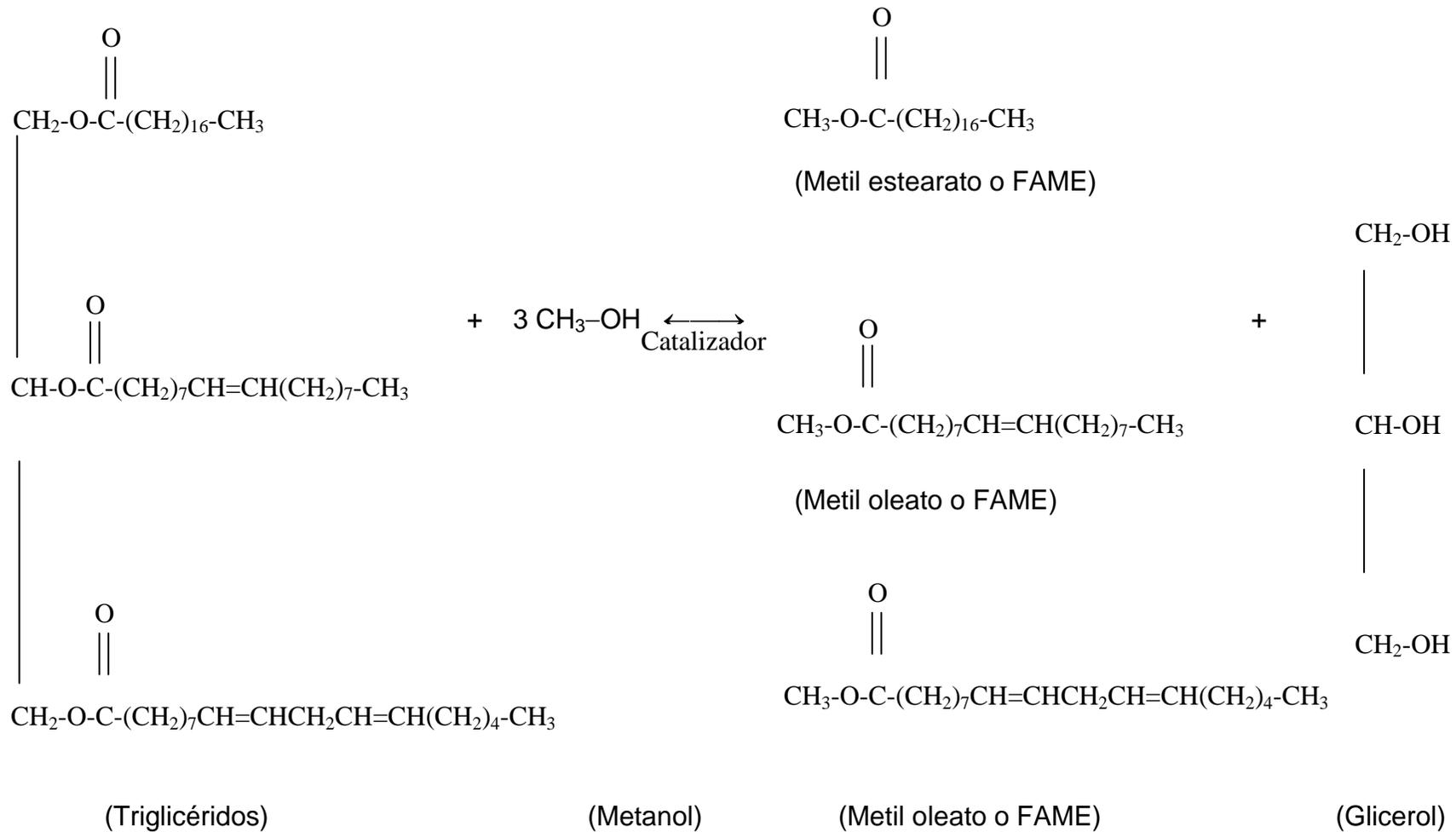
En tercer lugar es importante destacar que la presencia de agua interfiere tanto en la esterificación como en la transesterificación. En presencia de un catalizador ácido, el éster una vez formado puede ser hidrolizado, este proceso se describe en la ecuación 2.3 [2]



Esta reacción es reversible. Las ecuaciones 2.2 y 2.3, son conocidas como saponificación.

Por esta razón, en presencia de agua el sistema de un catalizador alcalino promueve la formación de jabón, en otras palabras, el sistema de catalizador alcalino es mas sensible al agua que un sistema de catalizador ácido.

**Figura 2.1** Reacción de Transesterificación [2]



## **2.2. CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS**

El control predictivo MPC se desarrolló a finales de los setenta y ha tenido un desarrollo considerable desde entonces, en los últimos años ha alcanzado un nivel muy significativo de aceptabilidad industrial en aplicaciones prácticas de control de procesos [11]. El MPC es una estrategia de control que se basa en la utilización de forma explícita de un modelo del proceso para predecir el valor de las variables controladas a lo largo de un horizonte temporal especificado por el usuario, calculándose el valor de las variables manipuladas para hacer que en ese horizonte las variables controladas estén en sus valores de referencia. [8]

El control predictivo basado en modelos se presenta actualmente como una atractiva herramienta de control que permite incorporar criterios operacionales a través de la utilización de una función objetivo y restricciones para el cálculo de las acciones de control.

El MPC se basa principalmente en los siguientes elementos [8]:

- El uso de un modelo matemático del proceso que se utiliza para predecir la evolución futura de las variables controladas sobre un horizonte de predicción.
- La imposición de una estructura en las variables manipuladas futuras.
- El establecimiento de una trayectoria deseada futura, o referencia, para las variables controladas.
- El cálculo de las variables manipuladas optimizando una cierta función objetivo o función de costos.
- La aplicación del control siguiendo una política de horizonte móvil.

### **2.2.1. Ventajas y desventajas de MPC**

La capacidad del Control Predictivo Basado en Modelo para llevar a cabo sistemas de control altamente eficiente para operar durante largo periodos de tiempo con escasa intervención del recurso humano, hace necesario que se resalten las ventajas que poseen sobre otros métodos [9].

- Compensación intrínseca del tiempo muerto.
- Realización de control por adelantado en forma natural para compensar perturbaciones medibles.
- Puede ser usado en procesos cuya dinámica varía de una forma simple a una más compleja, incluyendo procesos con tiempo muerto muy largos o procesos inestables.
- Manejo de restricciones que pueden ser incluidas durante el diseño del proceso.

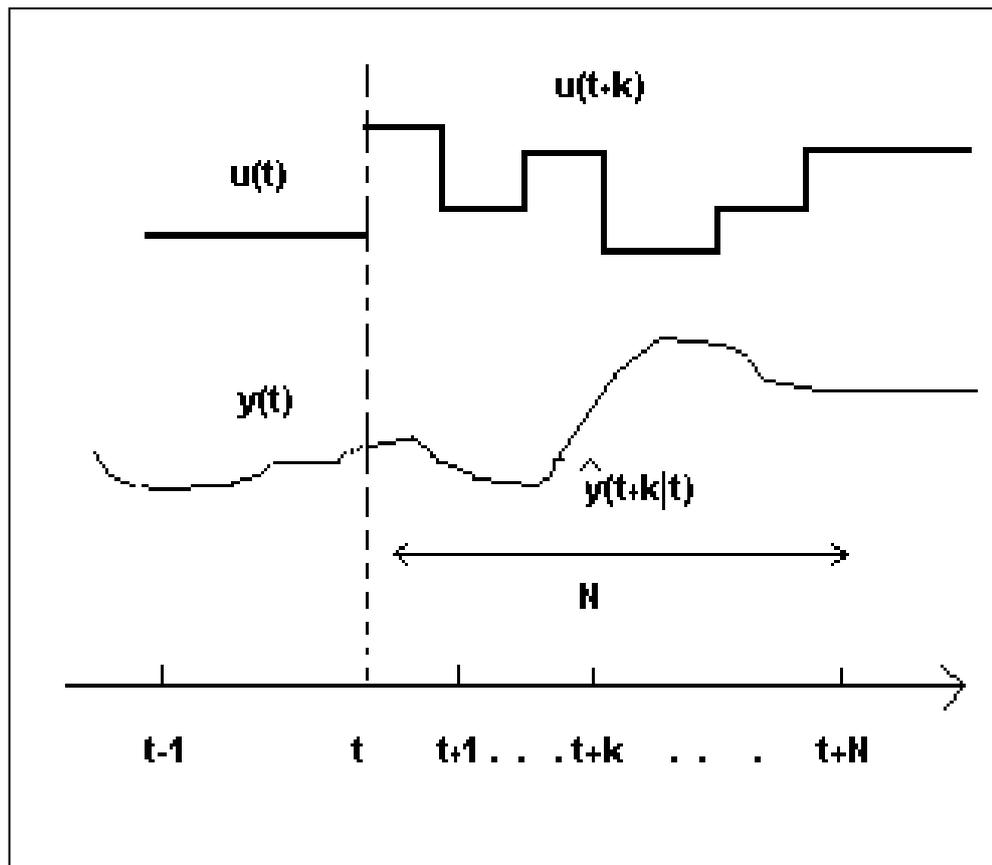
- Metodología totalmente abierta basada en ciertos principios básicos, lo cual permite futuras extensiones.

La desventaja más grande de MPC es la necesidad de tener un modelo apropiado del proceso, ya que la elaboración del modelo debe recoger o ser lo más fiel a la dinámica real del proceso de modo que las predicciones del comportamiento futuro del proceso sea igual o aproximado al comportamiento real, de acuerdo a esto el desempeño de la estrategia de MPC se verá afectado por el modelo.

### 2.2.2. Estrategia de los controladores

La metodología de todos los controladores dentro de la familia MPC se caracterizan por la siguiente estrategia.

**Figura 2.2.** Estrategia MPC [13]

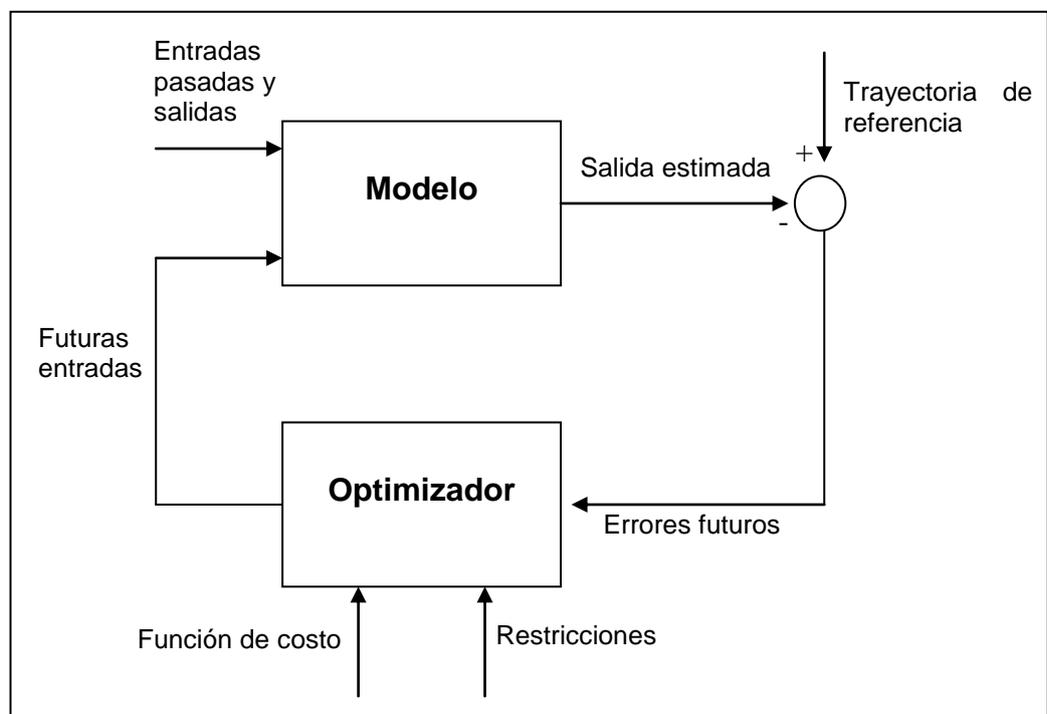


El comportamiento futuro de la salida del proceso para un horizonte determinado  $N$ , llamado horizonte de predicción, es calculado en cada instante de tiempo  $t$  usando el modelo del proceso. Este comportamiento estimado  $y(t+k|t)$  para  $k=1, \dots, N$  depende de los valores conocidos en el instante  $t$  (entradas previas y salida) y de la secuencia de control futura a hacer implementada  $u(t+k|t)$  [9].

La secuencia de control futura se calcula por la optimización de un determinado criterio en orden de mantener la salida del proceso lo más cercano posible a la trayectoria de referencia o set-point. El criterio a optimizar usualmente toma la forma de una función cuadrática de errores entre el comportamiento futuro de la señal de salida del proceso y la trayectoria de referencia.

La señal de control calculada  $u(t|t)$  es enviada al proceso, mientras que las señales calculadas para los próximos intervalos no se implementan, debido a que en el próximo instante de muestreo  $y(t+1)$  es conocida y el paso 1 se repite con este nuevo valor y toda la secuencia se corre y se actualiza. Por esto la señal en  $u(t+1|t+1)$  es calculada, esta debe ser diferente a la obtenida en  $u(t+1|t)$  por la nueva información disponible del proceso.

**Figura 2.3.** Estructura básica MPC



### 2.2.3. Aplicaciones del MPC

El Control Predictivo Basado en Modelos ha ganado amplia aceptación industrial por sus potencialidades para resolver de forma realista problemas complejos de regulación. Las aplicaciones que se dan actualmente para MPC en general son diversas y algunas de ellas se encuentran resumidas en la siguiente tabla.

**Tabla 2.2\***. Resumen de aplicaciones de MPC

Area	DMC Corp	Setpoint Inc.	Honeywell Profimatics	Adersa	Trciber Controls	Total
Refining	360	320	290	280	250	1500
Petrochemicals	210	40	40	-	-	290
Chemicals	10	20	10	3	150	193
Pulp and Paper	10	-	30	-	5	45
Gas	-	-	5	-	-	5
Utility	-	-	2	-	--	2
Air separation	-	-	-	-	5	5
Mining/Metallurgy	-	2	-	7	6	15
Food Processing	-	-	-	41	-	41
Furnaces	-	-	-	42	-	42
Aerospace/Defense	-	-	-	13	-	13
Automobile	-	-	-	7	-	7
Other	10	20	-	45	-	75
<b>Total</b>	<b>600</b>	<b>402</b>	<b>377</b>	<b>438</b>	<b>416</b>	<b>2233</b>

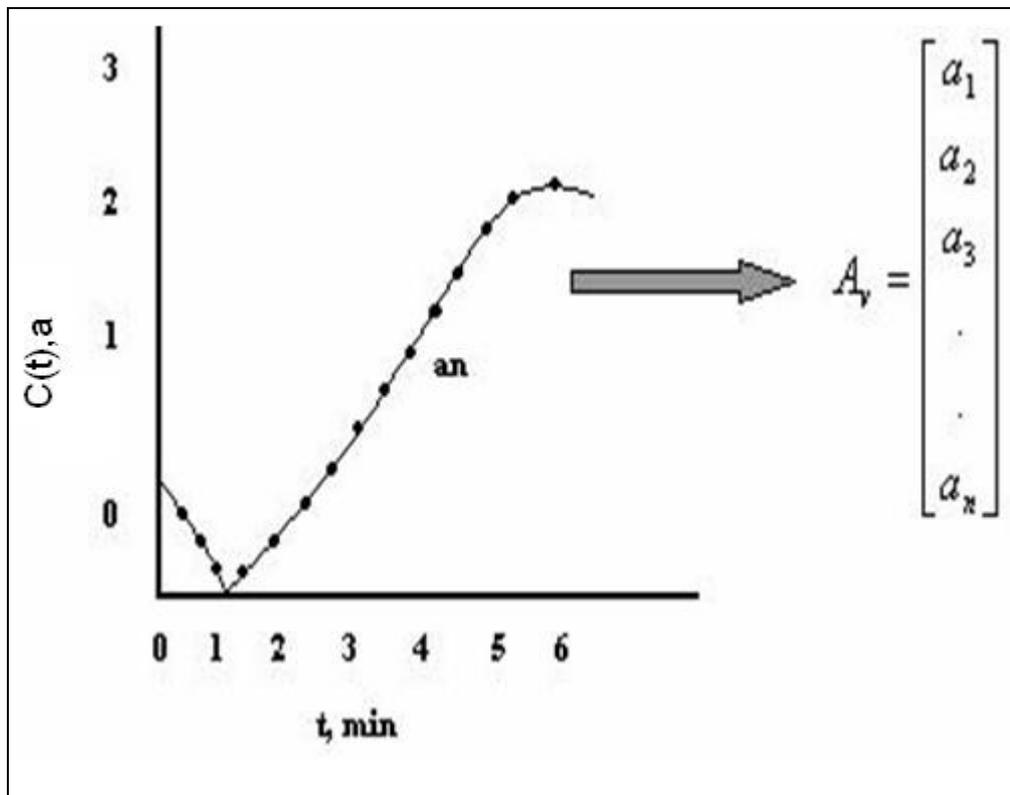
\* Tomado de [8]

Como se puede ver de la tabla, la mayoría de aplicaciones son en el área de refinería, que es el campo original de aplicación de MPC. Otro importante número de aplicaciones se encuentra en el sector químico y petroquímico con un crecimiento significativo en procesos como industria automotriz, aeroespacial, procesamiento de comida, metalurgia entre otros.

### 2.3. CONTROL DINÁMICO MATRICIAL (DMC) SISO

El algoritmo DMC representa un proceso dinámico con un conjunto de coeficientes numéricos, los cuales no son mas que parte de un vector cuyas componentes son valores muestreados de la respuesta de la variable controlada en lazo abierto ante una señal de excitación ( por lo general la respuesta al escalón unitario).

**Figura 2.4** Respuesta escalón unitario que muestra los elementos del vector respuesta [13]



Es decir, se somete el proceso a una prueba dinámica en lazo abierto y la respuesta es muestreada. Los valores de cada muestra se organizan en un vector;  $A_v$ , el cual representa la dinámica del proceso. El tamaño de este vector,  $n$ , es el horizonte de respuesta o de predicción, el cual típicamente toma un valor de 30, aunque valores como 60,90 o 120 también son usados. Sin embargo la elección de este valor depende más que todo de la dinámica de la respuesta de cada proceso.

Con el principio de superposición en mente y representando, tanto las curvas como vectores de datos muestreados, con un tiempo uniforme, se puede plantear la siguiente ecuación vectorial [12].

$$A\Delta u = \Delta C \quad (2.4)$$

Donde  $A$  es el vector que representa la dinámica (respuesta) del sistema por unidad de señal del controlador,  $\Delta u$  es el cambio requerido de señal del controlador para compensar el error que se predice, y  $\Delta C$  es el cambio en la variable controlada que se predice debido al cambio en el valor de referencia del controlador o la perturbación que se está midiendo.

Como el objetivo del proceso es mantener la variable controlada lo más cerca posible del *set-point* de la ecuación 2.4,  $\Delta C$  se traduce como  $\Delta C = sp - c = e$  con lo que se obtiene:

$$A\Delta u = e \quad (2.5)$$

La ecuación 2.5 se puede ver como:

$$\begin{bmatrix} a1 \\ a2 \\ a3 \\ a4 \end{bmatrix} \Delta u = \begin{bmatrix} e1 \\ e2 \\ e3 \\ e4 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

De la anterior ecuación se puede observar que la solución de ese sistema de ecuaciones con A y e linealmente independiente es de solución vacía, por lo que se recurre a una solución por mínimos cuadrados, con la que se obtiene el vector  $\Delta u$ , que consigue que  $A^* \Delta u$  sea lo más próximo a e, o lo que es lo mismo se obtiene un  $\Delta M$  que llevará el sistema al *set-point* óptimamente por mínimos cuadrados. El  $\Delta u$  obtenido es el siguiente [12]:

$$\Delta u = (A^T A)^{-1} A^T e \quad (2.7)$$

En el caso de que consideren  $k$  futuros incrementos en la variable manipulada, donde  $k$  es el horizonte de salida, o horizonte de control, el vector A se transforma en una matriz de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} a_1 & 0 & 0 & \cdot & 0 \\ a_2 & a_1 & 0 & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ a_n & a_{n-1} & a_{n-2} & \cdot & a_{n-k+1} \end{bmatrix}$$

A la cual se le denomina Matriz dinámica.

La solución obtenida de la ecuación 2.5 no tiene en cuenta las restricciones del proceso, por lo que con la ecuación 2.7 se pueden obtener valores de  $\Delta u$  que en la realidad no puedan ser implementados, por lo que se hace necesario la inclusión de un factor de supresión, con el cual se pueda regular la agresividad del controlador, suavizando el movimiento de la válvula o elemento final de control. Con el fin de corregir esta deficiencia en la ecuación 2.7 se agrega un elemento que multiplique los elementos de la diagonal principal de la matriz cuadrada por un factor multiplicador al cual se le denomina factor de

supresión,  $\lambda$ , con el cual se limitarán los valores de variable manipulada, con lo que 2.7 queda como:

$$\Delta u = (A^T A + \lambda^2 I)^{-1} A^T e \quad (2.8)$$

## 2.4. CONTROL DINÁMICO MATRICIAL (DMC) MIMO

El control dinámico matricial MIMO conserva mucho del SISO, su diferencia sustancial radica en el vector de control y en que ya no es un vector  $A$  sino una matriz  $A$  y, para un sistema MIMO la matriz  $A$  y el vector de control  $\Delta u$  quedan con las estructuras que se muestran a continuación.

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}$$

$$\Delta u = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix}$$

La ley de control que se sigue en el del DMC MIMO no es muy diferente de la usada en SISO (ecuación 2.8) [12].

$$\Delta u = \left[ A^T W^2 A \right]^{-1} A^T W^2 E \quad (2.9.)$$

Donde  $W$  es una matriz diagonal llamada factor de ponderación y  $E$  es el error. La metodología para determinar la matriz de predicción es igual a la utilizada en los sistemas SISO.

### 2.4.1. Funcionamiento DMC

Para inicializar el algoritmo, se debe realizar una medición y almacenamiento de la variable de proceso en un vector que represente los valores futuros que dicha variable pueda tomar. Esto supone que el sistema está en estado estable, pero no es un criterio necesario.

Luego se calcula un vector de errores tomado de la diferencia entre el set-point y de los valores proyectados o futuros. El vector de errores es utilizado para hallar los incrementos requeridos en la variable manipulada ( $\Delta u$ ) para minimizar los errores futuros y así mantener la variable de proceso lo más cercano a la trayectoria de referencia o *set-point*. Los incrementos de la variable manipulada son hallados a través del criterio de los mínimos cuadrados que son utilizados para estimar el cambio en la variable de proceso para el horizonte de predicción siguiente, el cual es calculado por la multiplicación de la matriz dinámica y los  $\Delta u$ . Dicho cambio es sumado al vector de valores proyectados de la variable de proceso. El vector de valores proyectados es corrido en un intervalo de tiempo de muestreo hacia el futuro.

En el comienzo del siguiente intervalo de muestreo la variable de proceso real es medida y comparada con el valor proyectado para dicho instante de tiempo. El resultado de la comparación es conocido como el error de modelaje. El error de modelaje nos indica cuánto es la desviación de la predicción de su valor real. Suponiendo que dicha desviación es igual para todos los valores proyectados, se le suma el error de modelaje al vector de valores proyectados de la variable de proceso para ajustarlo. Este ajuste provee la compensación para perturbaciones no medidas (en caso de realizar control por adelanto) y de errores en la predicción de la dinámica del sistema.

En dicho instante de tiempo es nuevamente calculado un vector de errores futuros, el cual se utilizará para calcular nuevamente los incrementos en la variable manipulada, repitiendo el proceso descrito previamente para cada iteración del algoritmo.

### **3. DESCRIPCION DEL PROCESO Y SIMUACION EN ESTADO ESTABLE**

#### **3.1. Proceso de obtención de Biodiesel**

##### **3.1.2. Materia prima para obtención de Biodiesel**

El Biodiesel es el resultado de la transesterificación de aceite vegetal con alcohol en presencia de un catalizador ácido o alcalino. En este capítulo se describirán los elementos con los cuales se produce el Biodiesel además de la descripción de la simulación de la planta en estado estable.

- Aceite vegetal

La mayoría de los aceites vegetales son triglicéridos, químicamente los TG son la combinación de ácidos grasos con glicerol, estos ácidos grasos están conformados por diferentes componentes algunos de ellos en abundancia, y otros tantos en una cantidad considerablemente baja, la tabla 3.1 lista la composición de algunos aceites vegetales que han sido estudiados como fuente de producción de Biodiesel.

**Tabla 3.1\*.** Porcentaje en peso de los componentes de algunos aceites vegetales

Aceite	Saturated					Mono unsaturated	Poly unsaturated	
	Capric Acid	Lauric Acid	Myristic Acid	Palmitic Acid	Stearic Acid	Oleic Acid	Linoleic Acid	Alpha Linoleic Acid
Almond Oil	-	-	-	7	2	69	17	-
Cod Liver Oil	-	-	8	17	-	22	5	-
Coconut Oil	6	47	18	9	3	6	2	-
Corn Oil	-	-	-	11	2	28	58	1
Cottonseed Oil	-	-	1	22	3	19	54	1
Olive Oil	-	-	-	13	3	71	10	1
<b>Palm Oil</b>	<b>-</b>	<b>-</b>	<b>1</b>	<b>45</b>	<b>4</b>	<b>40</b>	<b>10</b>	<b>-</b>
Palm Olein	-	-	1	37	4	46	11	-
Palm Kernel Oil	4	48	16	8	3	15	2	-
Peanut Oil	-	-	-	11	2	48	32	-
Safflower Oil	-	-	-	7	2	13	78	-
Sesame Oil	-	-	-	9	4	41	45	-
Soybean Oil	-	-	-	11	4	24	54	7
Sunflower Oil	-	-	-	7	5	19	68	1
Walnut Oil	-	-	-	11	5	28	51	5

\* Tomado de [18]

Generalmente para la producción de Biodiesel se utiliza aceite de palma refinado, blanqueado y deodorizado, que es un aceite de origen vegetal obtenido del mesocarpio de la fruta de la palma *Elaeis* (*E. guineensis*), el aceite de palma es saturado solamente en un 50%, está conformado básicamente por ácidos grasos, los cuales son largas cadenas hidrocarbonadas de tipo lineal, con un número par de átomos de carbono y que tienen en un extremo de la cadena un grupo carboxilo (-COOH) [5].

- Alcohol

Los alcoholes utilizados en la fabricación del Biodiesel son siempre de cadena corta (C1-C4), siendo los ésteres de metanol los más comunes, debido que la obtención del etil éster es mucho más complicada, además, los ésteres de propanol y butanol se producen exclusivamente en una reacción con catalizador ácido mucho más costosa que las reacciones de metil y etil éster. El alcohol utilizado en la transesterificación debe ser absoluto ya que cualquier cantidad de agua (a partir de un 2%) revierte la reacción llevándola al equilibrio y deteniendo así la ruptura de los triglicéridos, sin embargo cuando el catalizador es una lipasa (enzima), el alcohol puede llegar a tener hasta un 5% de agua [5]. La separación del alcohol del agua se complica a partir del 96% ya que el alcohol tiene una gran afinidad con el agua, sin embargo existen diversos métodos de separación.

- Catalizador

Generalmente las reacciones de esterificación en fase líquida necesitan un catalizador que aporte iones hidrógeno, de esta forma se alcanzan velocidades de reacción razonables. Los catalizadores pueden ser ácidos o bases, el ácido sulfúrico es un catalizador ideal, ya que aporta los iones de hidrógeno necesarios y además ayuda a incrementar el rendimiento de la reacción absorbiendo el agua que se forma durante ella y disminuyendo el impacto de los ácidos grasos sobre la reacción, ya que éstos no se combinan con el ión sulfato, la única diferencia es que la transesterificación bajo condiciones ácidas es mucho mas lenta y sensible al equilibrio que la reacción en condiciones básicas, y por lo tanto no existirá una completa conversión del aceite al éster, para evitar esto el procedimiento requiere dos etapas, una ácida en primer lugar y luego una básica, el rendimiento de la reacción se incrementa de este modo, algunos catalizadores comunes son hidróxidos, metóxidos y etóxidos de sodio o potasio.

### 3.1.2.1. Proceso de Obtención

La conversión de los aceites vegetales en etil-éster para su utilización como Biodiesel involucra la transesterificación de los triglicéridos del aceite a ésteres simples (mono-ésteres) de los ácidos grasos que los componen. Para realizar esta conversión, el aceite vegetal se mezcla con alcohol etílico usando hidróxido de potasio como catalizador. Durante el proceso se produce glicerol, el cual es insoluble en el éster, y siendo más pesado se decanta, llevando consigo la mayoría del catalizador disuelto. A pesar del asentamiento inicial, algunos subproductos indeseables pueden permanecer en el éster, causando problemas en la etapa de lavado.

### 3.1.3. Insumos y procedimiento para la producción de Biodiesel

#### Reactivos

Los reactivos y las proporciones típicas de éstos en los procesos de transesterificación son los siguientes:

**Tabla 3.2\*** Reactivos y proporciones típicas

Reactivo	Cantidad		
Triglicéridos	100L	100 Kg	100G
Alcohol	24.7 L	23.74 Kg	27.4G
Catalizador	1.30 Kg	1.43 Kg	10.83 Lb

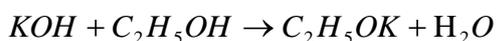
\* Tomado de [5]

### 3.1.4. Etapas del proceso por lotes

La metodología del proceso que se describe a continuación es la que se sigue actualmente en la Universidad del Norte, una diferencia importante de esta metodología con la seguida para el desarrollo del proyecto es que el alcohol utilizado generalmente en el laboratorio de la institución es el etanol y el catalizador es el hidróxido de potasio, mientras que el presente estudio se desarrolló utilizando metanol e hidróxido de sodio como alcohol y catalizador respectivamente.

- **Formación del etóxido**

El primer paso es mezclar el etanol con el hidróxido de potasio para formar etóxido de potasio, y se forma de acuerdo a la siguiente reacción [5].



- **Transesterificación**

La mezcla Etanol-KOH es entonces vertida en el aceite dentro del reactor, cada uno de los reactivos entra al reactor a presión atmosférica y a temperatura ambiente, a excepción del aceite, el cual es precalentado hasta alcanzar una temperatura de 120°C, con esto se pretende evaporar cualquier rastro de humedad, la cual detendría la reacción. Con una relación de 3:1 la reacción de transesterificación se lleva a cabo completamente en 2 horas.

- **Separación**

En una reacción completa y exitosa, el glicerol comienza a separarse inmediatamente y la decantación se completa la mayoría de las veces en una hora. Después del asentamiento inicial, el contenido es mezclado de nuevo y agitado por 40 minutos. Después de los primeros 20 minutos de agitación se añade agua en una proporción igual a un 15% del volumen inicial del aceite usado en la reacción. Esta mezcla se deja decantar de 24 a 48 horas (estos tiempos se pueden reducir considerablemente si se usa centrifugación), entre mayor sea el tiempo de separación más sencillo será el proceso de lavado. Después de la re-mezcla del glicerol, la adición de agua y la culminación de la separación, se drena la capa inferior, la cual contiene glicerol y agua.

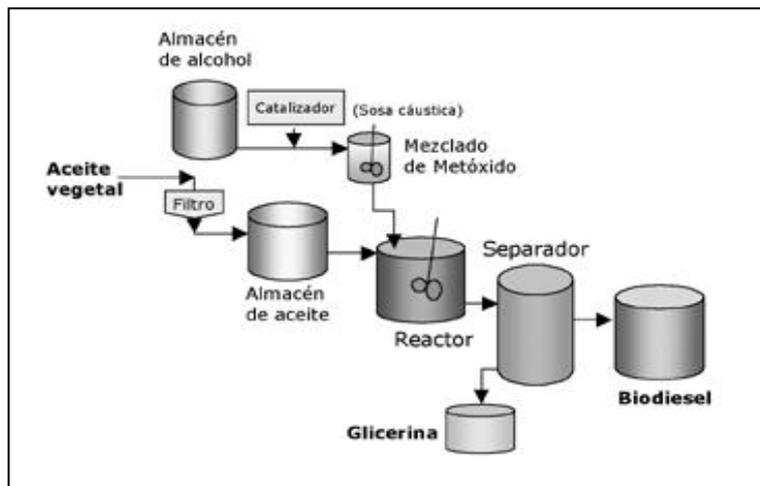
- **Lavado**

Finalmente, para remover el alcohol remanente y los restos de potasio, glicerol o jabón, el éster es lavado con agua en una proporción volumétrica del 30% de

agua. Para este procedimiento existen diversos métodos, sin embargo el más recomendable es el lavado de burbujas de aire, ya que reduce significativamente el tiempo de lavado.

En general el proceso de producción de Biodiesel por lotes se puede representar por medio de la siguiente figura.

**Figura 3.1** Representación esquemática del proceso de producción de Biodiesel por lotes



Entre el proceso de producción de Biodiesel por lotes y continuo se pueden destacar las siguientes diferencias.

**Tabla 3.3.** Diferencias entre las formas de producción de Biodiesel

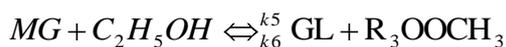
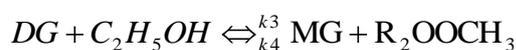
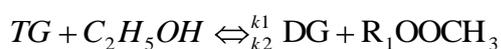
PRODUCCION POR LOTES	PRODUCCION EN CONTINUO
Se utiliza un reactor discontinuo (de conversión).	Se utiliza un reactor continuo (Continuos Stirred Tank Reactor).
Existen tiempos de carga y descarga.	No existen tiempos de carga y descarga.
El proceso de separación se lleva a cabo por decantación.	La separación de los productos intermedios y del exceso de alcohol se realiza por medio de columnas de destilación
No existe reciclo de los productos intermedios ni de alcohol.	El alcohol en exceso y los productos intermedios son recirculados.
El producto final (Biodiesel) debe ser sometido al post-proceso de lavado.	El Biodiesel obtenido no requiere proceso de lavado.

Aparte de estas diferencias el proceso de obtención de Biodiesel es básicamente el mismo, las entradas al sistema se conservan, y se obtienen los mismos productos intermedios.

### 3.2. Simulación en estado estable

Durante la transesterificación de Triglicéridos (TG) con Metanol en presencia de un catalizador alcalino, se producen ésteres de ácidos grasos y glicerol. A su vez, también se forman dos productos intermedios, que al final no harán parte de los productos; Monoglicéridos (MG) y Diglicéridos (DG).

Entre los estudios que existen acerca de la cinética de la transesterificación de ácidos grasos se han establecido varios modelos cinéticos, los cuales concuerdan en establecer un mecanismo de reacción que consiste en tres reacciones reversibles. Con base en esto se puede establecer que el mecanismo de reacción o pasos intermedios por los cuales se realiza la reacción serían [5]:



Cada uno de estos componentes tiene su fórmula química y propiedades que son requeridas para llevar a cabo la simulación, algunos de los elementos se encuentran en la librería de Hysys, mientras que otros fueron creados como hipotéticos, cada uno de los elementos utilizados a lo largo de la simulación se muestra a continuación.

**Tabla 3.4.** Propiedades de los elementos usados en el ambiente de simulación

Componente	Formula molecular	Peso molecular	Densidad (Kg/m3)	Punto de ebullición (°C)
Triglicéridos*	C <sub>57</sub> H <sub>104</sub> O <sub>6</sub>	884	910	742.70
Diglicéridos*	C <sub>39</sub> H <sub>72</sub> O <sub>5</sub>	620	910	591.93
Monoglicéridos*	C <sub>21</sub> H <sub>40</sub> O <sub>4</sub>	356	910	407.87
Cloruro de Sodio*	NaCl	58.40	2200	1464.85
Metanol	CH <sub>4</sub> O	32.04	795.72	64.65
Biodiesel (M-Oleate)	C <sub>19</sub> H <sub>36</sub> O <sub>2</sub>	296.50	343.85	876.88
Glicerina	C <sub>3</sub> H <sub>8</sub> O <sub>3</sub>	92.10	1260.78	288.85
Hidróxido de Sodio	NaOH	40	1782.31	388.26
Acido Clorhídrico	HCl	36.46	870.33	-85.05

\* Elementos creados como hipotéticos en el ambiente de simulación.

Como se describió anteriormente, el proceso de obtención de Biodiesel por lotes tiene en general cuatro etapas, las cuales se conservan para en el proceso continuo, para este caso de estudio la etapa de lavado no se tendrá en cuenta, ya que el producto final sale lo más puro posible del proceso de destilación.

El primer paso para la obtención de Biodiesel es la creación del metóxido, que es la mezcla del alcohol con el catalizador, ésta se lleva a cabo en un mezclador (mix-100), la corriente de metanol que entra al mezclador esta conformada por el alcohol fresco y el recirculado (45), una vez se tiene una mezcla homogénea el metóxido (3) entra a al tanque (V-102), el cual contiene la mezcla antes de entrar al reactor CSTR, cuando el metóxido sale del tanque lleva una temperatura baja, por lo cual se coloca un calentador(E-102) con el fin de garantizar la entrada de la mezcla a una temperatura superior a la temperatura ambiente.

La segunda entrada del sistema es el aceite, como se mencionó anteriormente éste tiene que ser calentado (calentador E-100), hasta una temperatura por encima de los 100°C con el fin de eliminar cualquier rastro de humedad, ya que si en el reactor entra agua no se llevará a cabo la reacción de transesterificación. Como la entrada al del aceite al reactor debe ser de 60°C se instala un intercambiador de calor (E-101), para asegurar que la corriente de aceite seco tenga esta temperatura

Luego y sólo cuando las dos corrientes de entrada cumplen con las condiciones de temperatura y presión, se coloca el reactor continuo (CSTR-100), en el cual se lleva a cabo la reacción de transesterificación, durante la cual se generan los productos intermedios y el producto final, el Biodiesel.

Cuando los productos salen del reactor comienza la tercera etapa del proceso, la separación, pero antes de éste se debe adicional un ácido, el cual reaccionará con el catalizador para inhibirlo y separarlo del proceso, esto se realiza por medio de un reactor de conversión (CRV-100). La separación general se realiza por medio de tres pasos y de dos maneras diferentes.

- Separación por medio del *Component Splitter*

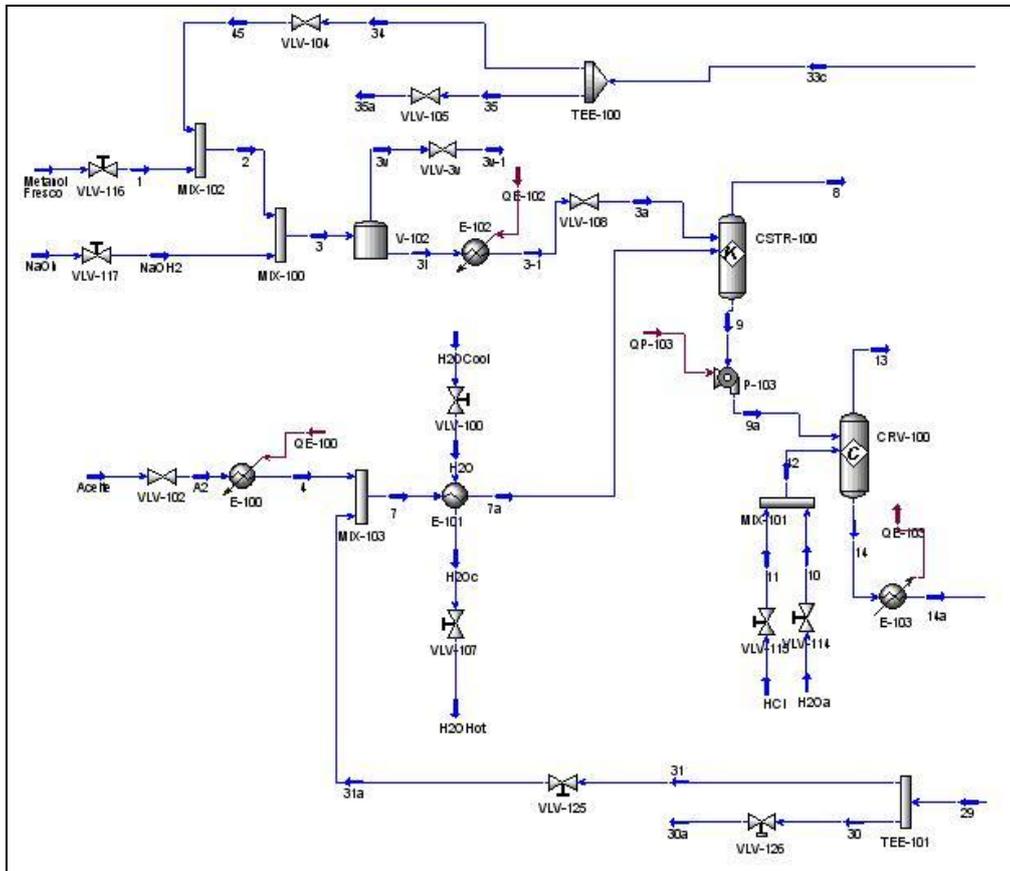
El *Component Splitter* (X-100), es un equipo que en Hysys realiza una operación matemática, éste permite la separación de la glicerina, el cloruro de sodio, los residuos de catalizador y agua, el uso de este equipo en la simulación resulta conveniente ya que simplifica en gran medida el proceso de separación de los elementos que no serán utilizados nuevamente en el proceso continuo. de producción.

- Separación por medio de Columnas de Destilación.

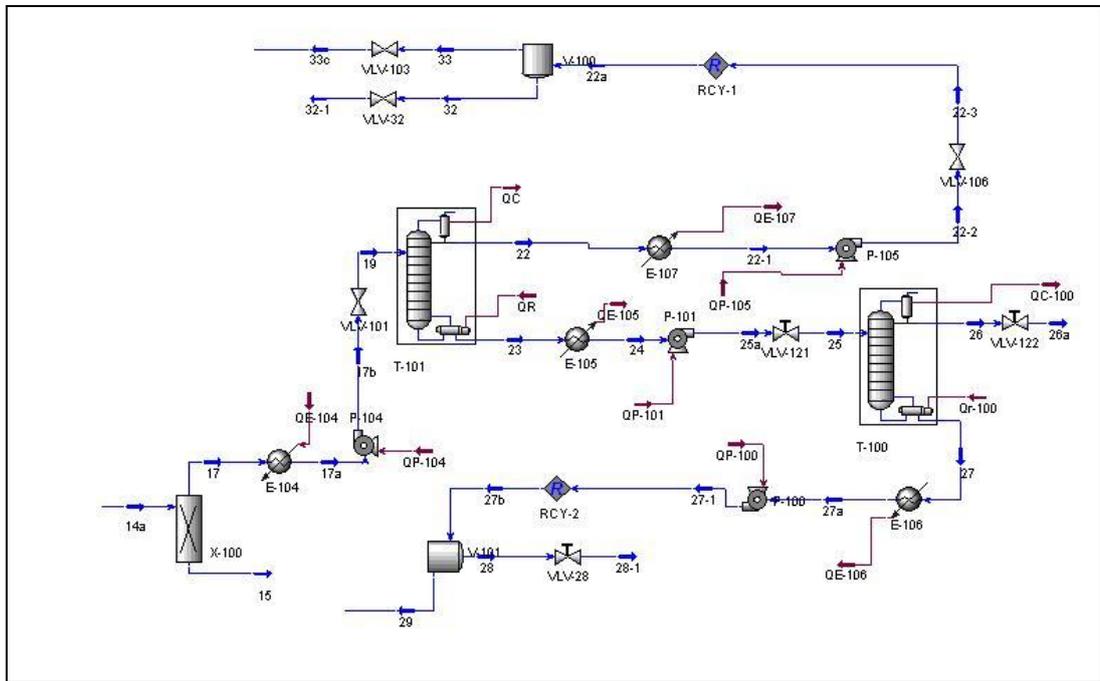
La corriente principal (17) sale del *Component Splitter* con los productos intermedios (TG, DG, MG), el exceso de metanol y el producto final (M-Oleate), ésta entra a una primera columna de destilación (T-101), con una

temperatura no mayor de 60°C, ésta temperatura se debe mantener alrededor de este valor para prevenir la evaporación de cualquiera de los elementos de la corriente. Dentro de la columna se ajustan las especificaciones necesarias para que ésta converja, teniendo especial cuidado en que las condiciones dadas permitan que el producto que salga por la parte superior de la torre, en este caso el metanol, sea lo mas puro posible, ya que ésta corriente (22) es el primer reciclo del sistema. La corriente del fondo (23), sale con el producto final y los productos intermedios, ésta se dirige a una segunda torre (T-100), en la cual por la corriente superior (26) sale el M-Oleate y la corriente del fondo (27) que contiene los productos intermedios (TG, DG y MG) se constituye como el segundo reciclo.

**Figura 3.2-a** Simulación de la primera etapa del proceso de producción de Biodiesel continuo.



**Figura 3.2-b** Simulación de la segunda etapa del proceso de producción de Biodiesel continuo.



## 4. ESTADO DINÁMICO

### 4.1. Obtención del modelo

El sistema a controlar es multivariable, de dos entradas y dos salidas, por lo tanto se obtendrán cuatro ecuaciones con las cuales se realizará el modelo.

$$T_R = f(T_{set})$$

$$[NaOH] = f(T_{set})$$

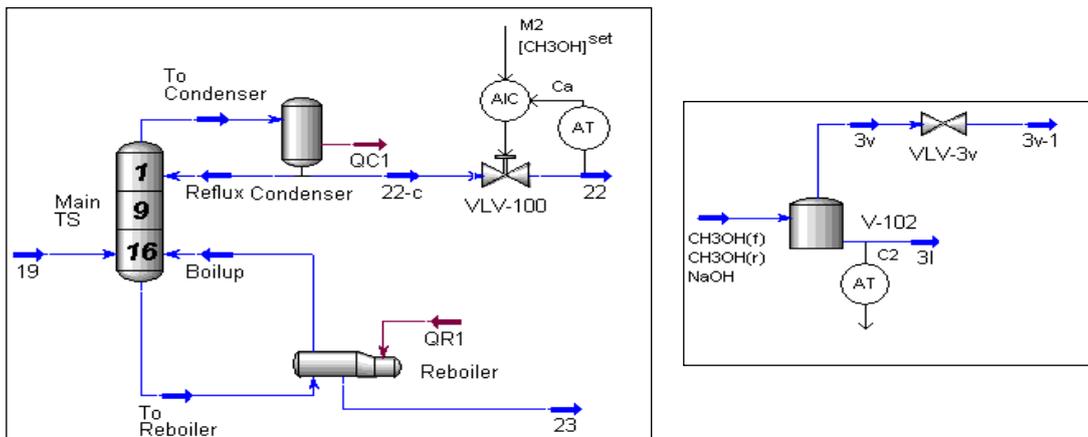
$$T_R = f([H_3OH]^{set})$$

$$[NaOH] = f([H_3OH]^{set})$$

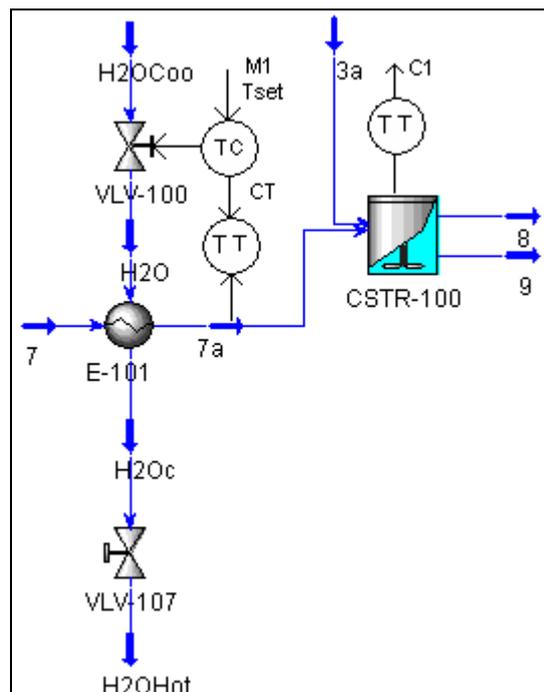
Lo anterior significa que se realizarán cambios en el set point de la temperatura, que en este caso es la temperatura del aceite seco (7a) y en el set point de la fracción molar del metanol, en el ambiente interno de la columna, y una vez provocados estos cambios se observará la respuesta producida en la temperatura del reactor (9) y en la fracción másica de hidróxido de sodio (3l).

En la figura 4.1 se muestra el primer lazo de control que tiene el proceso, este representa el primer PID, el cual manipula el flujo de metanol, para obtener  $[CH_3OH]^{set}$  a la salida de la primera torre de destilación (T-101) y mantiene la fracción molar de catalizador deseada. De igual manera existe un segundo lazo de control, figura 4.2, el cual manipula el flujo de agua fría que pasa por el intercambiador de calor, para obtener  $T_{set}$  y por consiguiente mantiene la temperatura del reactor en la temperatura deseada.

**Figura 4.1.** Primer lazo de control

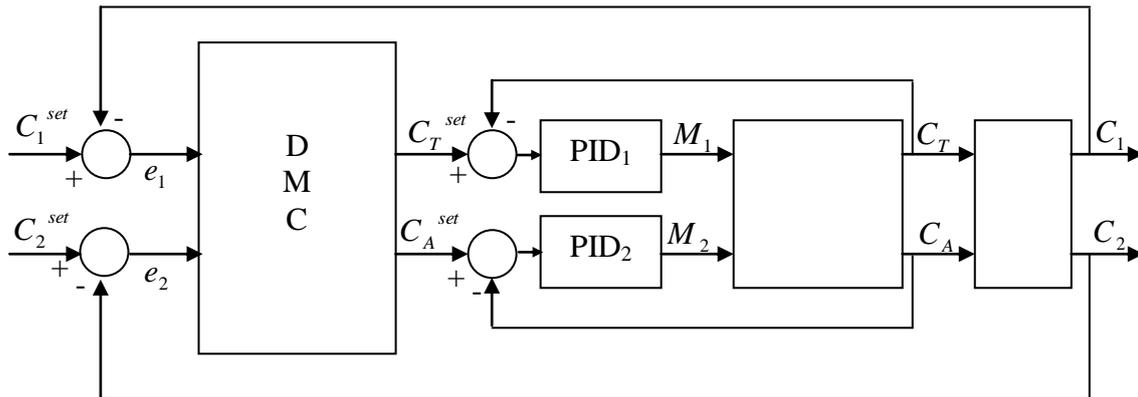


**Figura 4.2.** Segundo lazo de control



El integrador de Hysys representa los PID mencionados, durante el desarrollo de este trabajo no se simularán éste tipo de controladores. En realidad en el ambiente industrial estos los PID son utilizados para controlar lazos de control pequeños, y éstos a su vez éstos son controlados por el DMC, el cual controlará el proceso general, esto se explica de forma general en la siguiente figura.

**Figura 4.3.** Esquema de control del proceso



De acuerdo a lo anterior se realiza a toma de datos con los cuales se obtienen las ecuaciones 4.1, 4.2, 4.3 y 4.4 para posteriormente realizar el modelo, es importante resaltar que el modelo se hallará con valores de desviación los cuales se muestran en la tabla 4.1 y de la misma manera se manejará el diseño del controlador DMC Modelos de regresión.

- $T_R = f(T_{set})$

$$T_R = 0.0024T_{Set}^2 + 0.77T_{Set} + 0.0012 \quad (4.1)$$

- $[NaOH] = f(T_{set})$

$$[NaOH] = 8.4e^{-6} T_{Set}^2 + 0.00043 T_{Set} - 0.00031 \quad (4.2)$$

- $T_R = f([CH_3OH]^{set})$

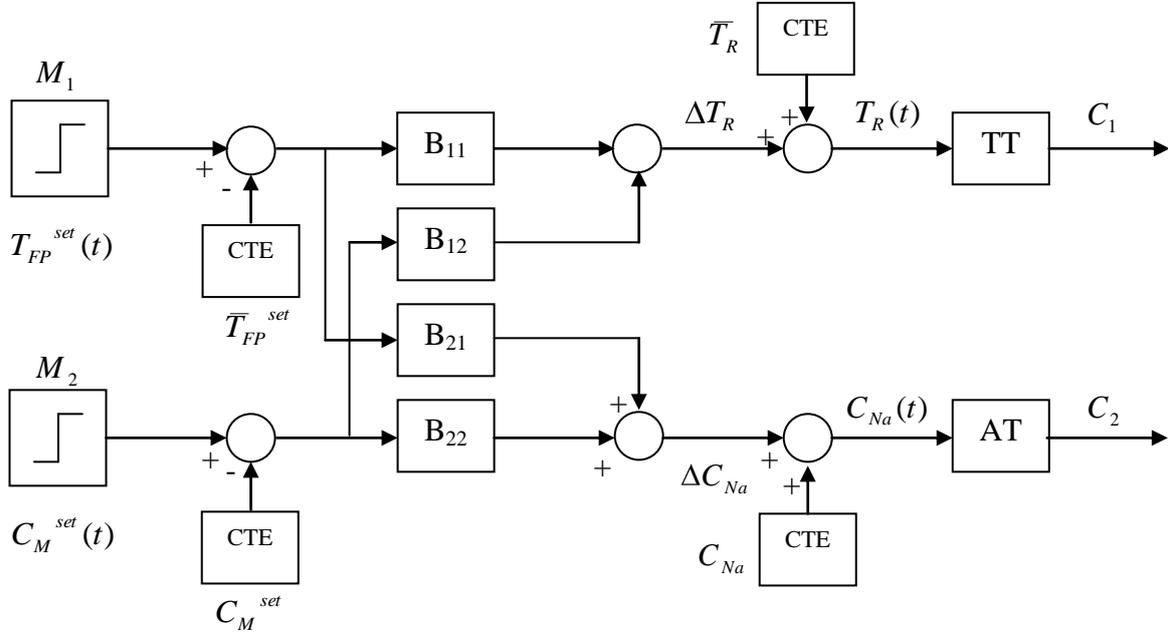
$$T_R = 1.1 [CH_3OH^{Set}] - 5.3 [CH_3OH^{Set}] + 0.0011 \quad (4.3)$$

- $[NaOH] = f([CH_3OH]^{set})$

$$[NaOH] = 0.28 [CH_3OH^{Set}] + 0.19 [CH_3OH^{Set}] + 8.5e^{-7} \quad (4.4)$$

Con estas ecuaciones se puede entonces hallar el modelo que describirá el sistema, este modelo se simulará en Simulink y tendrá la siguiente estructura.

**Figura 4.4.** Estructura del modelo del sistema



Donde:

$$B_{11}: \quad \tau_{T1} \frac{dT_R(t)}{dt} + T_R = f(T_{FP}^{set}) \quad (4.5)$$

$$B_{12}: \quad \tau_{T2} \frac{dT_R(t)}{dt} + T_R = f(C_M^{set}) \quad (4.6)$$

$$B_{21}: \quad \tau_{C1} \frac{dC_{Na}(t)}{dt} + C_{Na} = f(T_{FP}^{set}) \quad (4.7)$$

$$B_{22}: \quad \tau_{C2} \frac{dC_{Na}(t)}{dt} + C_{Na} = f(C_M^{set}) \quad (4.8)$$

## 4.2. Constantes de tiempo del sistema

Con el modelo del proceso aún falta lograr el diseño y simulación del control predictivo DMC del proceso de producción continuo de Biodiesel, con lo que es necesario simular el proceso en estado dinámico con el fin de conocer las constantes de tiempo del sistema y crear el modelo con el cual se programará el algoritmo de control. Durante la simulación en estado dinámico se encontraron diferentes dificultades, una de ellas es que como el proceso químico es muy complejo, la simulación era numéricamente inestable, razón por la cual el sistema debió ser simplificado a un proceso en el cual se simuló cada una de las etapas, formación del metóxido, transesterificación y separación por medio de tanques, el elemento con el cual se trabajó durante la simulación dinámica fue agua ya que el objetivo de esta simulación fue determinar el tiempo de estabilización del sistema ante un cambio en el mismo y no en el desarrollo de la reacción.

En la figura 4.5 se muestra el proceso simplificado, se simuló un proceso multi-tanques, donde cada tanque representa una etapa del proceso conservando las condiciones de trabajo y volúmenes de los equipos.



En ésta simulación se cambia tanto el set point de la temperatura del aceite (9) a la entrada del tanque (V-100), que simula el reactor CSTR como en el flujo molar de la corriente que simula la salida superior de la segunda torre (15-1), luego se observan los cambios en la temperatura del reactor (6) y en la fracción molar de NaOH (4I), sin embargo, para efectos de la simulación se monitoreó la temperatura de (4I), ya que como todo el sistema está simulado con agua no se pueden identificar las fracciones molares.

La gráfica 4.1 y 4.2 (ver anexo 2), muestran el paso escalón que se realizó en la temperatura del aceite (9) por medio de la apertura de la válvula VLV-102 y en el flujo molar de la corriente 15-1 por medio de la apertura de la válvula VLV-15-1

Cuando se realiza un paso escalón en  $T^{set}$  (9), tanto (4I) como (6) disminuyen su temperatura, graficas 4.3 y 4.4 (ver anexo 2), pero la primera de éstas se estabiliza más rápidamente que la segunda. De igual manera cuando se realiza el paso escalón en  $[H_3OH]$  las temperaturas también disminuyen, figuras 4.5 y 4.6 (ver anexo 2), pero los tiempos de estabilización son relativamente iguales.

Una vez obtenidas las gráficas, se pueden calcular  $\tau_{T1}$ ,  $\tau_{T2}$ ,  $\tau_{C1}$  y  $\tau_{C2}$  que se introducen a los modelos de regresión, éstas constantes se hallan por medio del método *fit 3*.

Por medio del método *fit 3* determinan las constantes de tiempo  $\tau_{T1}$ ,  $\tau_{T2}$ ,  $\tau_{C1}$  y  $\tau_{C2}$  de acuerdo a la ecuación 4.9

$$\tau = \frac{3}{2} (t_2 - t_1) \quad (4.9)$$

Donde  $t_1$  y  $t_2$  se definen de la siguiente forma

$t_1$  Es el tiempo en el cual  $\Delta C = 0.283 \Delta C_s$

$t_2$  Es el tiempo en el cual  $\Delta C = 0.632 \Delta C_s$

**Tabla 4.1.** Constantes de tiempo del proceso y retraso por transporte.

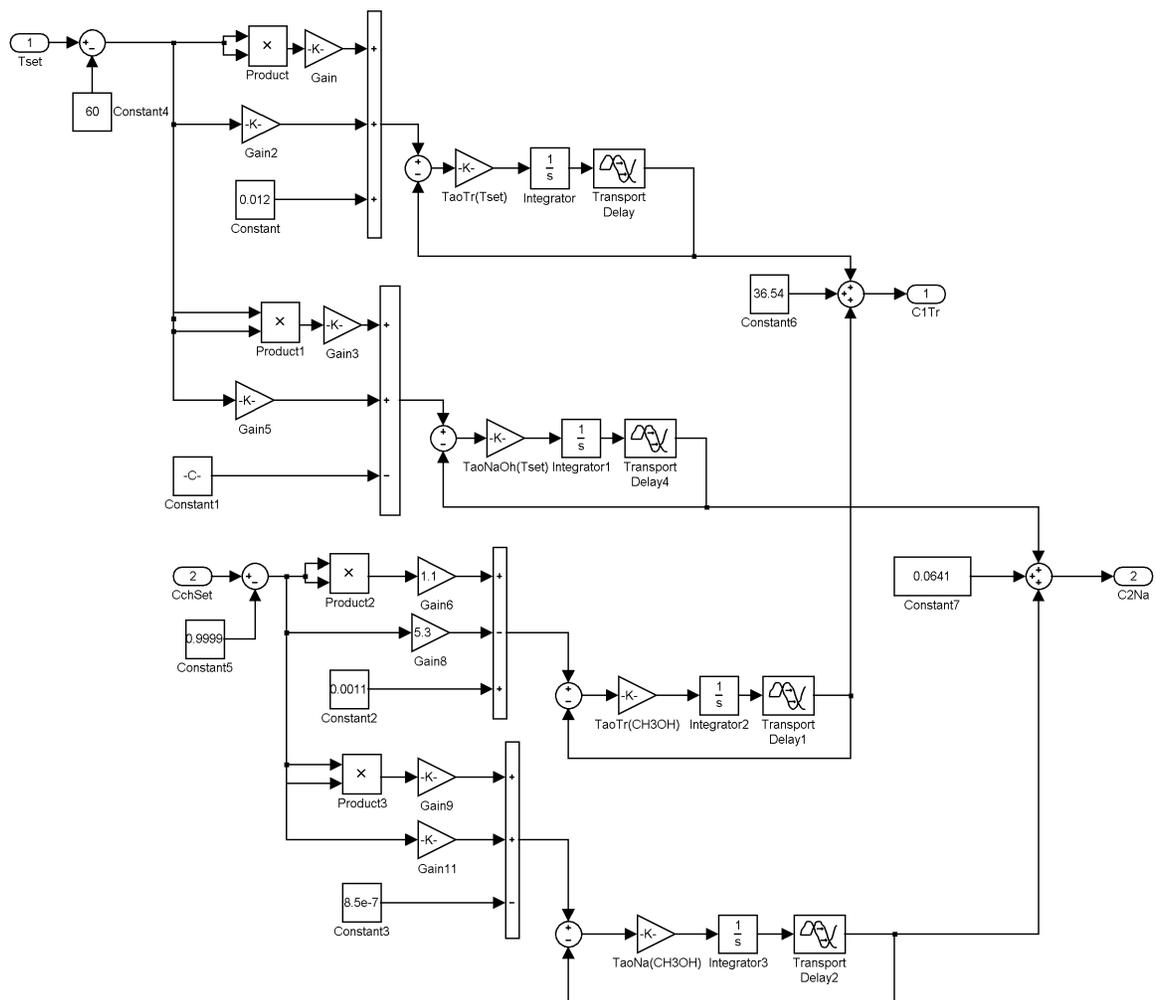
	$T_R = f(T_{set})$	$[NaOH] = f(T_{set})$	$T_R = f([H_3OH]^{sat})$	$[NaOH] = f([H_3OH]^{sat})$
$\tau$ (hr)	50.08	56.21	18.08	39.88
Transport Delay	36	137	192	84

## 5. SIMULACIÓN Y DISEÑO DEL CONTROLADOR DMC

### 5.1. Validación del modelo en Simulink

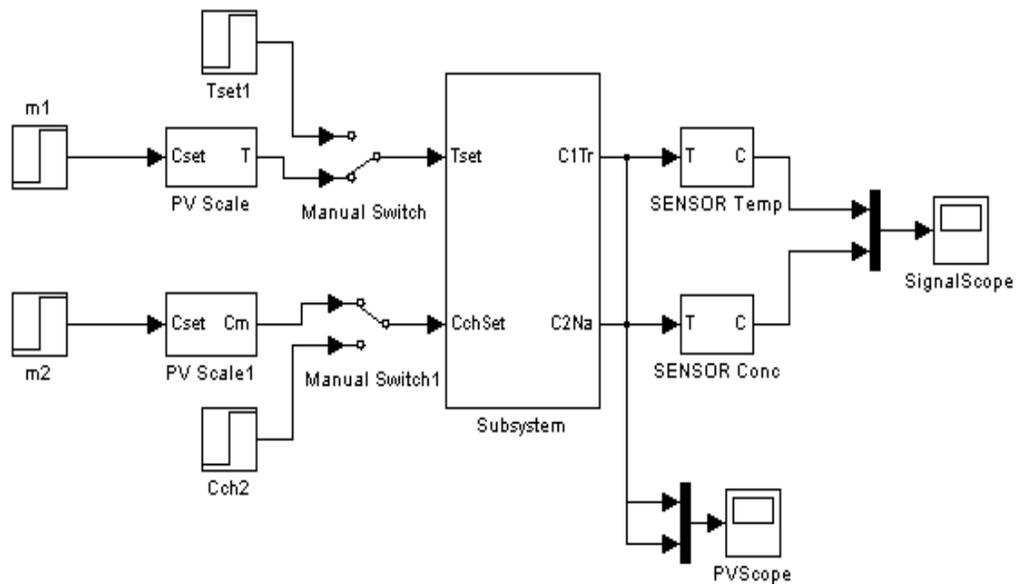
El modelo matemático obtenido a partir de los datos de la tabla 4.1 se lleva al nuevo lenguaje de simulación de Simulink, figura 5.1, para realizar la validación del modelo, el cual se construyó de las ecuaciones 4.1, 4.2, 4.3 y 4.4.

**Figura 5.1.** Modelo del proceso continuo de producción de Biodiesel.



El modelo mostrado en la figura anterior se convierte en el subsistema del DMC, la figura 5.2 muestra el proceso en lazo abierto, cuando la simulación se pone a correr sin ningún tipo de perturbación se debe obtener el estado estable del proceso, como se muestra en la grafica 5.1, por el contrario si se realiza una perturbación en el sistema en lazo abierto se obtienen los resultados mostrados en la grafica 5.2, en donde se observa una estabilización normal de la señal

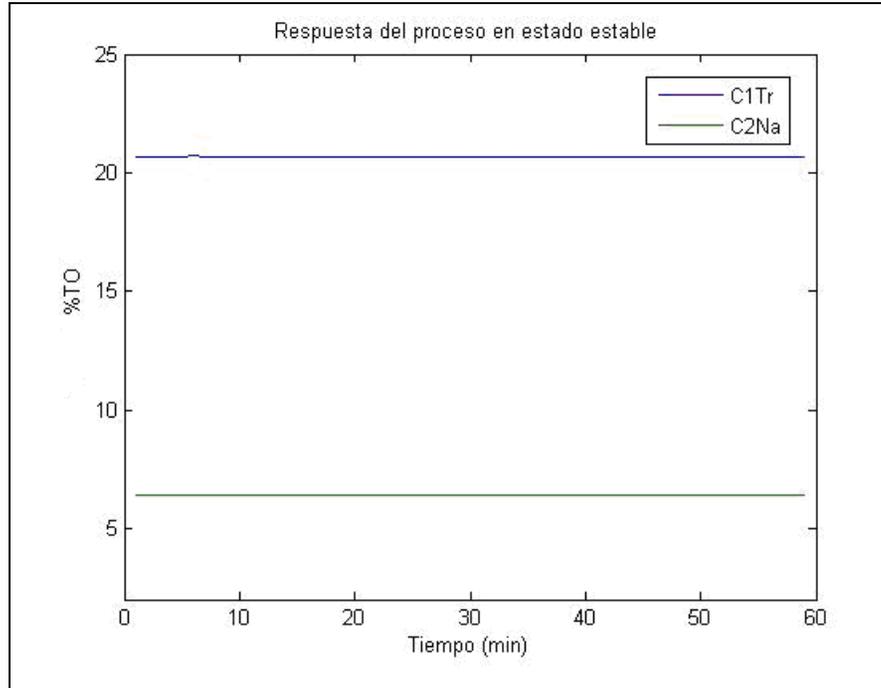
**Figura 5.2.** Simulación en lazo abierto



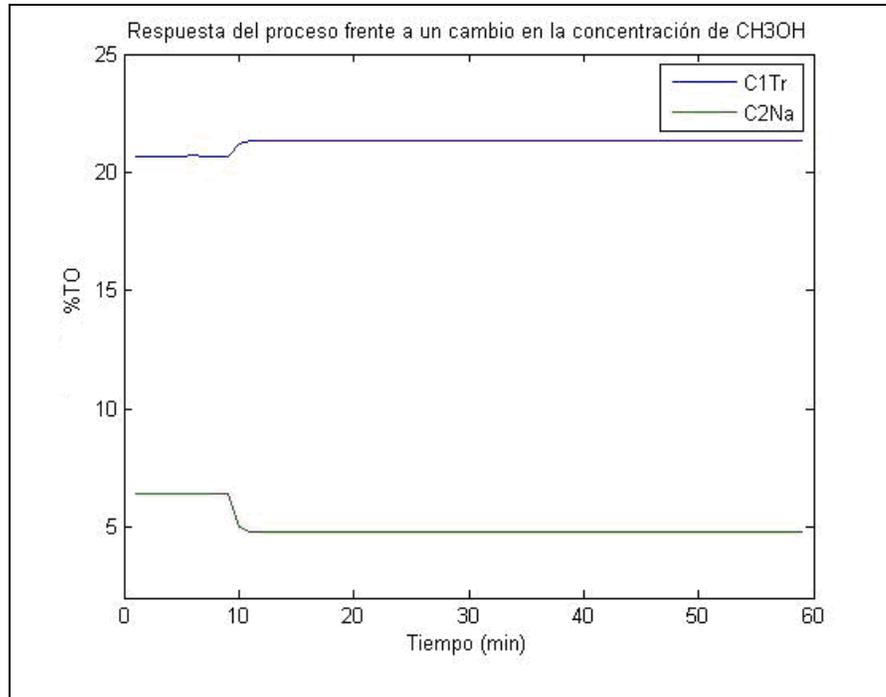
A continuación se presentan las gráficas del modelo y del sistema controlado por el DMC, donde se muestran los comportamientos de las salidas del subsistema de la figura 5.2. C1Tr y C2Na, las cuales se encuentran en porcentaje de señal (%TO) como sigue:

$$\%TO = \frac{(p - V_{p_{Min}})}{Span} * 100 \quad (\text{Ec 4.10})$$

**Gráfica 5.1.** Comportamiento del proceso en estado estable



**Gráfica 5.2.** Comportamiento del proceso con un cambio de  $-0.0999$  [CH<sub>3</sub>OH]



## 5.2. Diseño del controlador DMC

Con la perturbación generada se construye el vector de respuesta, que en realidad para el caso de estudio (MIMO) son cuatro vectores. El tiempo de muestreo con el cual se obtienen los datos es 120 minutos.

$$T_R = f(T_{set})$$

$$[NaOH] = f(T_{set})$$

$$T_R = f([H_3OH]^{set})$$

$$[NaOH] = f([H_3OH]^{set})$$

**Tabla 5.1.** Vectores de respuesta

$T_R = f(T_{set})$	$[NaOH] = f(T_{set})$	$T_R = f([H_3OH]^{set})$	$[NaOH] = f([H_3OH]^{set})$
0	0	0	0
0.0003	0	-0.03003003	0
0.0002	0	-0.02002002	0
0.0002	0	-0.02002002	0
0.0001	0	-0.01001001	0
0.0007	0	-0.07007007	0
0.0004	0	-0.04004004	0
0.0002	0	-0.02002002	0
0.0001	0	-0.01001001	0
0.7928	0.05092	-5.155155155	14.15415415
0.9747	0.0514	-6.596596597	16.11911912
0.9882	0.0514	-6.736736737	16.1991992
0.9922	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9923	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.9911	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9915	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.992	0.0514	-6.736736737	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.716716717	16.2022022
0.9916	0.0514	-6.716716717	16.2022022
0.9925	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9912	0.0514	-6.686686687	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.726726727	16.2022022

0.9919	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.736736737	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.9911	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.9914	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.992	0.0514	-6.716716717	16.2022022
0.9921	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.646646647	16.2022022
0.9922	0.0514	-6.726726727	16.2022022
0.9923	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9922	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.9923	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9899	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.9914	0.0514	-6.606606607	16.2022022
0.9921	0.0514	-6.716716717	16.2022022
0.9922	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.656656657	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.991	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9921	0.0514	-6.726726727	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.756756757	16.2022022
0.9916	0.0514	-6.746746747	16.2022022
0.9924	0.0514	-6.576576577	16.2022022
0.9922	0.0514	-6.726726727	16.2022022
0.9916	0.0514	-6.736736737	16.2022022
0.9925	0.0514	-6.756756757	16.2022022

Más adelante, cada uno de éstos vectores se convierten en las matrices  $A_{11}$ ,  $A_{12}$ ,  $A_{21}$ ,  $A_{22}$  que finalmente son las que conforman la matriz dinámica A.

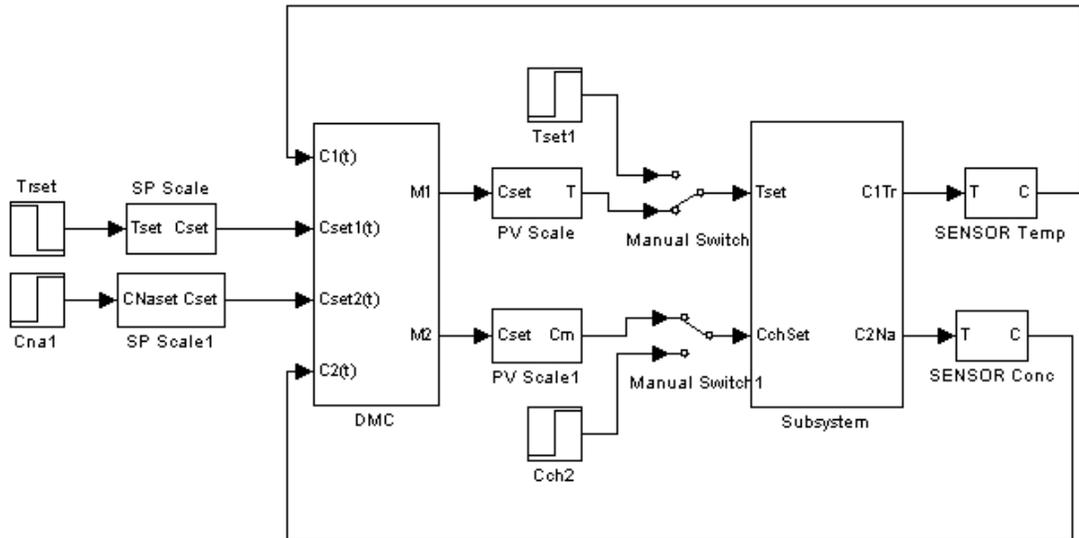
**Tabla 5.2.** Matriz A

MATRIZ A					
$\Delta u_1(t)$	$\Delta u_1(t+1)$	$\Delta u_1(t+2)$	$\Delta u_2(t)$	$\Delta u_2(t+1)$	$\Delta u_2(t+2)$
0	0	0	0	0	0
0.0003	0	0	0	0	0
0.0002	0.0003	0	0	0	0
0.0002	0.0002	0.0003	0	0	0
0.0001	0.0002	0.0002	0	0	0
0.0007	0.0001	0.0002	0	0	0
0.0004	0.0007	0.0001	0	0	0
0.0002	0.0004	0.0007	0	0	0
0.0001	0.0002	0.0004	0	0	0
0.7928	0.0001	0.0002	0.05092	0	0
0.9747	0.7928	0.0001	0.0514	0.05092	0
0.9882	0.9747	0.7928	0.0514	0.0514	0.05092
0.9922	0.9882	0.9747	0.0514	0.0514	0.0514
0.9923	0.9922	0.9882	0.0514	0.0514	0.0514
0.9911	0.9923	0.9922	0.0514	0.0514	0.0514
0.9924	0.9911	0.9923	0.0514	0.0514	0.0514
0.9915	0.9924	0.9911	0.0514	0.0514	0.0514
0.9920	0.9915	0.9924	0.0514	0.0514	0.0514
0.9924	0.992	0.9915	0.0514	0.0514	0.0514
0.9916	0.9924	0.992	0.0514	0.0514	0.0514
0.9925	0.9916	0.9924	0.0514	0.0514	0.0514
0.9912	0.9925	0.9916	0.0514	0.0514	0.0514
0.9924	0.9912	0.9925	0.0514	0.0514	0.0514

El horizonte de control es 3 y el de predicción es 102; por tanto, la matriz A es de 102 x 3, en la tabla 5.2 se muestran los primeros términos de la matriz.

El esquema general del controlador DMC se muestra en la figura 5.3, en la que entra la temperatura del aceite (9) y la fracción másica del catalizador en estado estable, en unidades de ingeniería, éstas entran en un bloque de escalamiento que las convierte en señales, cuando las señales M1 y M2 salen del controlador entran a otro bloque de escalamiento, en el cual se convierten nuevamente en unidades de ingeniería para entrar al modelo (subsistema), finalmente las salidas del subsistema se convierten en señales, las cuales entran nuevamente al controlador DMC.

**Figura 5.3.** Controlador DMC MIMO



El algoritmo que describe el proceso debe realizar una medición y almacenamiento de la variable de proceso en un vector que represente los valores futuros que dicha variable pueda tomar. Luego se calcula un vector de errores tomado de la diferencia entre el set-point y de los valores proyectados o futuros. El vector de errores es utilizado para hallar los incrementos requeridos en la variable manipulada ( $\Delta u$ ) para minimizar los errores futuros y así mantener la variable de proceso lo más cercano a la trayectoria de referencia o *set-point*. Los incrementos de la variable manipulada son hallados a través del criterio de los mínimos cuadrados que son utilizados para estimar el cambio en la variable de proceso para el horizonte de predicción siguiente, el cual es calculado por la multiplicación de la matriz dinámica y los  $\Delta u$ . Dicho cambio es sumado al vector de valores proyectados de la variable de proceso. El vector de valores proyectados es corrido en un intervalo de tiempo de muestreo hacia el futuro.

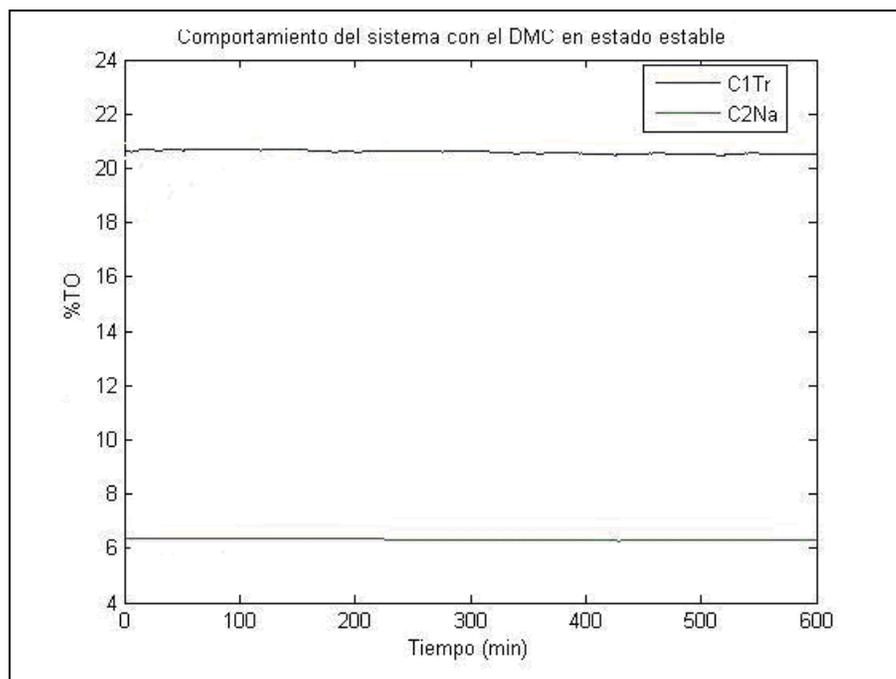
En el comienzo del siguiente intervalo de muestreo la variable de proceso real es medida y comparada con el valor proyectado para dicho instante de tiempo. El resultado de la comparación es conocido como el error de modelaje. El error de modelaje nos indica cuánto es la desviación de la predicción de su valor real. Suponiendo que dicha desviación es igual para todos los valores proyectados, se le suma el error de modelaje al vector de valores proyectados de la variable de proceso para ajustarlo. Este ajuste provee la compensación para perturbaciones no medidas y de errores en la predicción de la dinámica del sistema.

En dicho instante de tiempo es nuevamente calculado un vector de errores futuros, el cual se utilizará para calcular nuevamente los incrementos en la variable manipulada, repitiendo el proceso descrito previamente para cada iteración del algoritmo.

El criterio de diseño más importante del DMC es el factor de supresión,  $\lambda$  en para el proceso este valor se ajustó en 3, en la ley de control se eleva al cuadrado, razón por la cual en el algoritmo se encuentra el valor de 9. Después de varias pruebas con distintos valores para el factor de supresión, 3 fue el valor con el que se obtuvo el mejor comportamiento del controlador y por consiguiente de las variables de respuesta.

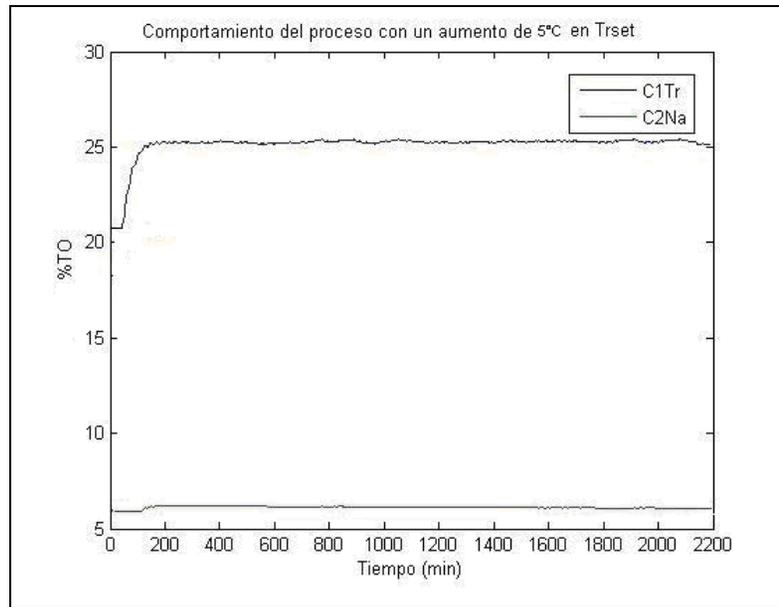
Cuando la simulación se corre sin ningún cambio, se aprecia una oscilación al comienzo de la integración pero transcurridos aproximadamente 180 minutos observa una señal casi constante.

**Gráfica 5.3.** Comportamiento del sistema con el DMC en estado estable



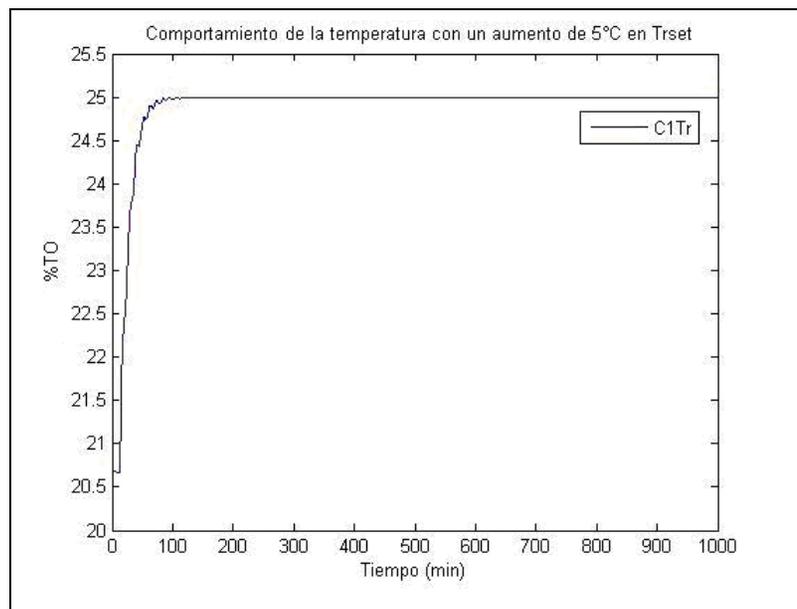
Cuando se realiza un cambio de 5°C en la temperatura del reactor se observa el cambio en C1Tset claramente, mientras que el cambio en la concentración no es muy notorio, este comportamiento se puede apreciar en la gráfica 5.4.

**Gráfica 5.4.** Comportamiento del proceso con un aumento de 5°C en  $T_R^{Set}$

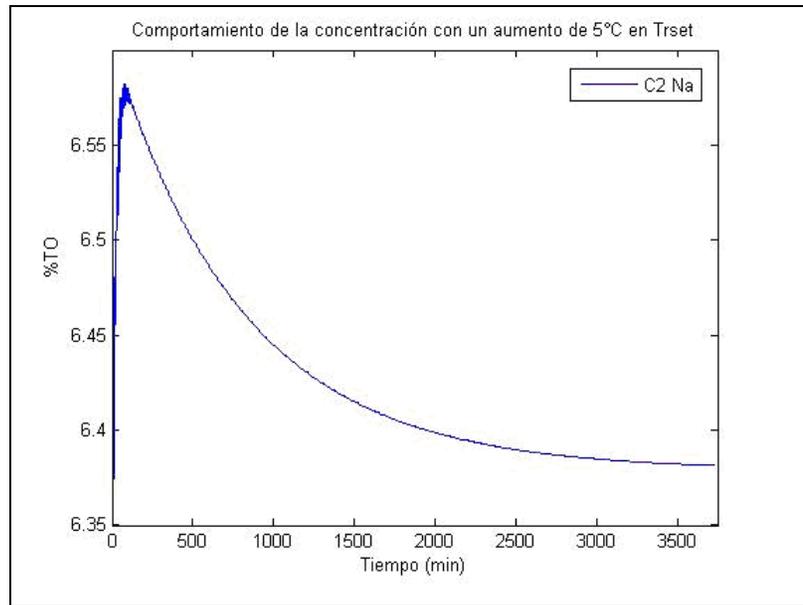


Las gráficas 5.5 y 5.6 muestran la respuesta de cada corriente frente al cambio en la temperatura del reactor, como se puede observar la respuesta es mucho más rápida en la temperatura que en la concentración, aun cuando el DMC cumple su función de control, el tiempo que transcurre para que la concentración se estabilice resulta muy grande.

**Gráfica 5.5.** Comportamiento de la temperatura con cambio de +5°C en  $T_R^{Set}$

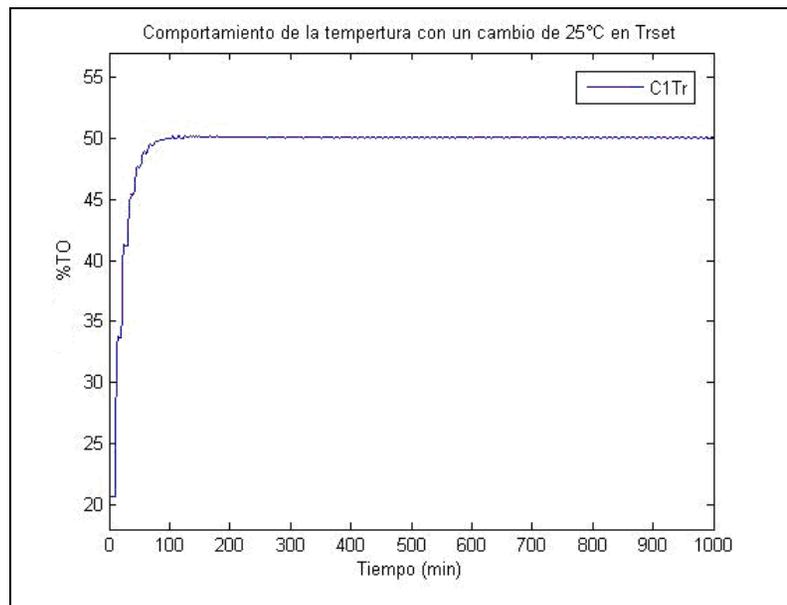


**Gráfica 5.6.** Comportamiento de la concentración con cambio de +5°C en  $T_R^{Set}$

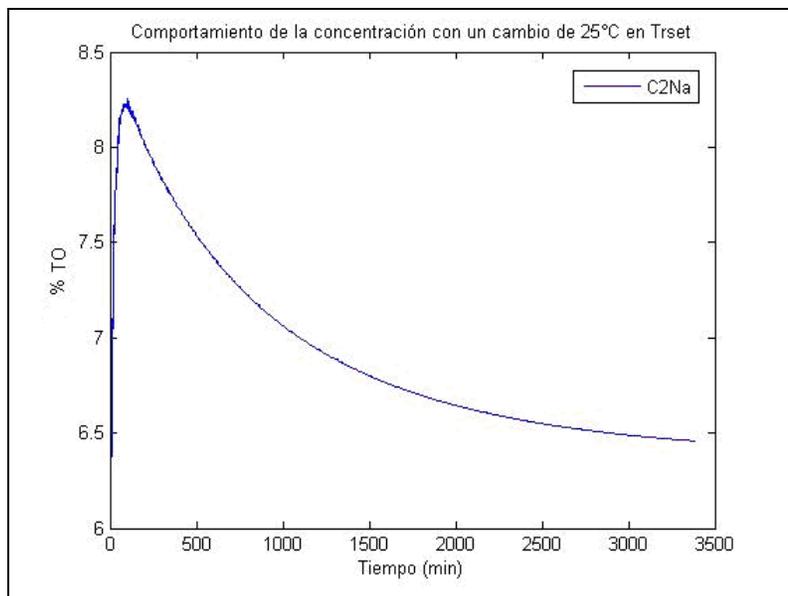


Las gráficas 5.7 y 5.8 muestran el comportamiento de sistema frente al cambio en la temperatura del reactor, como se puede observar la estabilidad en la temperatura se alcanza aproximadamente a los 120 minutos mientras que en la concentración ocurre después de los 3500 minutos, con lo que se tiene corrobora nuevamente que la temperatura responde mejor ante cambios realizados.

**Gráfica 5.7.** Comportamiento de la temperatura con cambio de +25°C en  $T_R^{Set}$

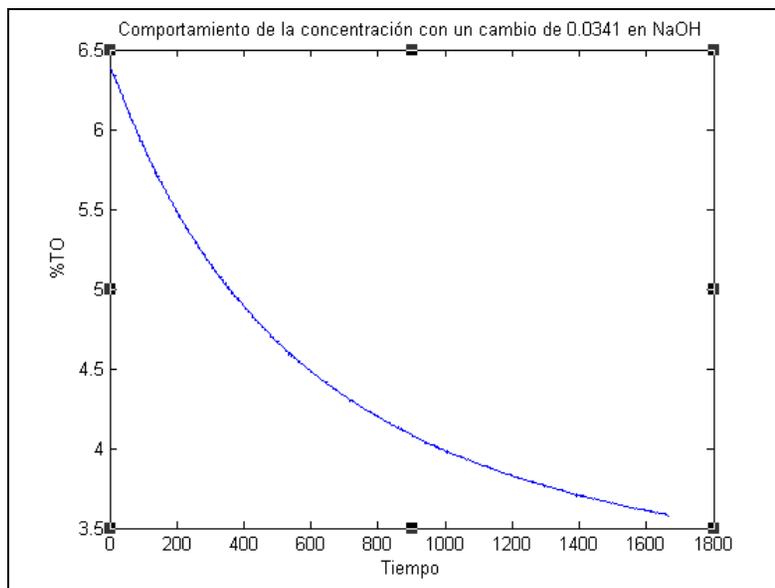


**Gráfica 5.8.** Comportamiento de la concentración con cambio de +25°C en  $T_R^{Set}$



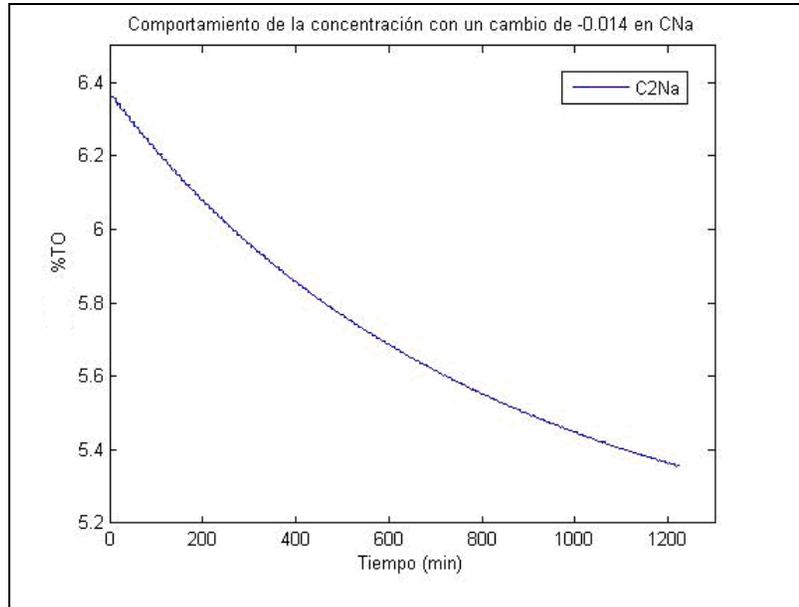
En las gráficas 5.9 se muestra el comportamiento de la fracción de NaOH ante un cambio de -0.0341, se observa que después de los 1600 minutos no ha alcanzado la estabilidad.

**Gráfica 5.9.** Comportamiento de la concentración con un cambio de 0.0341 en la fracción de NaOH.

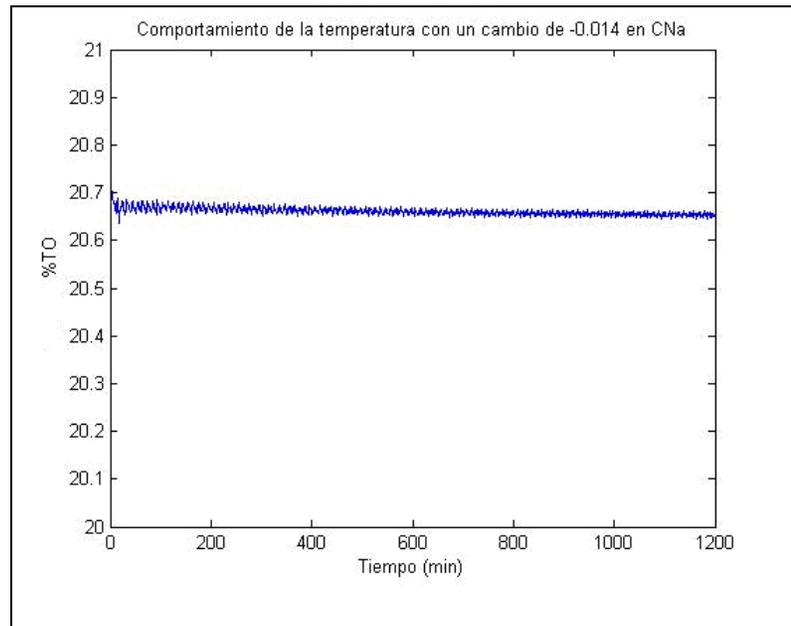


En las gráficas 5.10 se muestra el comportamiento del sistema ante un cambio de  $-0.0241$ , se observa que después de los 200 minutos la temperatura muestra un comportamiento casi estable, mientras que la concentración continua descendiendo en busca de la estabilidad.

**Gráfica 5.10.** Comportamiento de la concentración un cambio de  $-0.014$  en la fracción de NaOH



**Gráfica 5.11.** Comportamiento de la temperatura con un cambio de  $-0.014$  en la fracción de NaOH



## 6. CONCLUSIONES

El buen comportamiento de un controlador DMC depende en gran parte del modelo que representa el proceso, en ésta experiencia el modelo se realizó con unas condiciones de estado estable que se encontraban en el límite de las condiciones de operación, la fracción molar del alcohol en estado estable fue 0.9999, y el valor máximo que se puede manejar en la simulación del DMC para ésta variable es 1, por lo tanto el modelo se encontraba restringido y el sistema se saturaba muy rápidamente, antes de alcanzar la estabilidad, esto sucedía cuando se realizaban cambios en la fracción másica de catalizador superiores al valor de estado estable. De igual manera cuando la temperatura del reactor tomaba valores por debajo de el estado estable el sistema se saturaba con respecto a la concentración de metanol, con esto se confirma una vez más que el proceso debe operar en un punto central entre el rango de operación.

Por otra parte, cuando se realiza una perturbación en la temperatura del reactor,  $T_{rset}$ , el cambio en las señales de salida es mucho mayor que el observado cuando se realiza un cambio en la concentración de catalizador, este comportamiento en realidad parece coherente, ya que en el proceso de producción de Biodiesel el catalizador acelera o reduce la velocidad de la reacción, más no influye directamente en la cantidad de producto final que resulta del proceso ó en las condiciones de temperatura a lo largo del mismo.

El proceso continuo de producción de Biodiesel de acuerdo con la simulación realizada en Hysys arroja tiempos de estabilización demasiado largos, teniendo en cuenta que los cambios se realizaron en una simulación simplificada del proceso, es de suponerse entonces que el tiempo de estabilización de la variable controlada por el DMC también será demasiado grande, este comportamiento se puede atribuir al modelo por medio del cual se representó el proceso, para la simulación del controlador no se utilizaron funciones del transferencia, los modelos de regresión fueron los utilizados para diseñar el modelo del proceso, ésta es una de las razones por las cuales la acción de control es numéricamente lenta, aparte por supuesto del mismo proceso de estudio en sí, ya que el proceso simulado en estado dinámico en Hysys sin ninguna perturbación tiene un tiempo de estabilización muy grande.

En general el controlador multivariable DMC se comporta adecuadamente ante variaciones por encima de la temperatura en estado estable del reactor y por debajo del valor de estado estable de la fracción másica de catalizador.

## 7. RECOMENDACIONES

Para próximas investigaciones enfocadas a procesos químicos con ayuda del software Hysys es importante familiarizarse con los parámetros de solución y las ecuaciones que rigen los solver del programa antes de iniciar la simulación, además se debe tener claridad del proceso que se va a simular así como también de cada uno de los equipos que van a ser utilizados en el ambiente de simulación este aspecto es también muy importante ya que este conocimiento es el que dará el criterio suficiente para determinar si los resultados arrojados representan de manera correcta el proceso.

Para efectos de la simulación en estado dinámico se debe procurar realizar un modelo relativamente sencillo, ya que si se trabaja con un modelo en estado estable complejo será mucho más difícil estabilizar el sistema en estado dinámico, esto se debe a que las operaciones que el programa debe hacer internamente para obtener la respuesta dinámica puede hacer el proceso numéricamente inestable.

De las variables controladas en este estudio una de ellas presenta una respuesta más estable que la otra, la temperatura del reactor se estabiliza más rápidamente ante una perturbación que la concentración de catalizador, además la cuando se realiza un cambio en  $T_{rset}$  el efecto de éste es mayor que cuando se realiza un cambio en la otra variable de control. De acuerdo a lo anterior resultaría interesante entonces realizar otros estudios en los cuales se controlen variables diferentes las estudiadas en este trabajo, analizando las diferentes variables que influyen en el sistema se puede caracterizar completamente el proceso de producción de Biodiesel con miras a obtener una optimización de la planta.

## 8. REFERENCIAS

1. ASTM D 6751:2002 "Standard Specification for Biodiesel Fuel (B-100) Blend Stock for Distillate Fuels."
2. ZHANG, Y. DUBÉ M.A. MALEAN D.D. y KATES, M. Biodiesel Production From Waste Cooking Oil: Process Design and Technological. Review Paper: Canada (2003) 16p.
3. CONNEMANN, J. FISHER, J. Biodiesel in Europe 1998. Review Paper: Brazil (1998) 16p.
4. KNOTHE, G. DUNN, R. y BAGBY, M. The Use of Vegetable Oils and Trhy Derivates as Alternative Diesel Fuels. American Chemical Society 36p.
5. AVILA GOMEZ, Adrián. Desarrollo de la Cinética de la Transesterificación de Transesterificación del Etil Ester de Oleica de Palma. (2006) 160p. Trabajo de Grado (Maestría en Ingeniería Mecánica). Universidad del Norte. Departamento de Ingeniería Mecánica.
6. LYONS CHIMA Lisbeth Lucía. Estudio experimental de la etanolisis básica de oleína de palma (2004) 138. Trabajo de Grado (Maestría en Ingeniería Mecánica). Universidad del Norte. Departamento de Ingeniería Mecánica.
7. QIN, Joe. An Overview of Industrial Model Predictive Control Technology. Department of Chemical Engineering. University of Texas at Austin 56p.
8. BARRETO Jair, RUBIO Martín. Contorlador DMC Escalable Para Procesos SISO de Ganancia No Lineal, (2003). 143p. Trabajo de Grado (Ingeniería Electrónica). Universidad del Norte. Departamento de Ingeniería Electrónica.
9. CHAMORRO Ramiro, MEJIA Pablo. Diseño e Implementación de un Controlador Predictivo Tipo GPC con Compensación de Tiempo Muerto Basado en el Algoritmo de Dahlin Para un Reactor Tipo CSTR, (2005). 71p. Trabajo de Grado (Ingeniería Mecánica). Universidad del Norte. Departamento de Ingeniería Mecánica.
10. RAMIREZ Carlos, RUIZ Marcelo, LAGO Carlos. Controladores por Matriz Dinámica Aplicados a Procesos de Refinación. ISA Show Brasil (1995), 13p.
11. DURANGO Néstor, MARTELO Gabriel. Implementación de un control DMC con Predictor de Smith en un reactor tipo CSTR modificado 100p (2005).

Trabajo de Grado (Ingeniería Mecánica). Universidad del Norte.  
Departamento de Ingeniería Mecánica.

12. DOUGGHERTY Danielle, COOPER Doug. A Practical Multiple Model Adaptive Strategy for Multivariable Model Predictive Control. Review Paper. Control Engineering Practice (2003). 16p.
13. SANJUAN MEJIA Marco Enrique. Control Dinámico Matricial: Fundamentación y Estrategias de Implementación. Review Paper. University of South Florida.
14. SMITH Carlos, CORRIPIO Armando. Principles and Practice of Automatic Process Control. 2 ed 783p.
15. McCabe Warren, SMITH Julian. Operaciones Unitarias en Ingeniería Química. Sexta ed 1199p.
16. PERRY Robert, GREEN Dow. Perry Manual del Ingeniero Químico. Tercera ed. Tomo I 340p.
17. PERRY Robert, GREEN Dow. Perry Manual del Ingeniero Químico. Tercera ed. Tomo IV 79p.
18. Fatty Acid Composition of Some Common Edible Oils. Nacional Renewable Energy Laboratory. (Online). Disponible en Internet en <http://www.nrel.gov>

# **ANEXOS**

# **ANEXO 1**

## **Algoritmo DMC**

```

function [m] = BIODIESEL (cset1,c1,cset2,c2,time);
global CH PH cpred A mv1 mv2 TX tprev KIP

% inicializacion
if time==0,

    load BIODIESEL;
    mbar1=50;
    mbar2=99.99;
    cbar1=20.691375;
    cbar2=6.378915;
    [PH,CH]=size (A);
    TX=2;
    mv1=mbar1;
    mv2=mbar2;
    cpred=[c1*ones (PH/2,1);c2*ones (PH/2,1)];
    tprev=time;
    KIP=inv(A'*A+9*eye(CH,CH))*A';
end;

% ejecucion
if rem(time,TX)==0 && tprev~=time,
    em=[c1*ones (PH/2,1);c2*ones (PH/2,1)]-
        [cpred(1)*ones (PH/2,1);cpred (PH/2+1)*ones (PH/2,1)];
    cpred_u=[cpred (2:PH/2);cpred (PH/2);cpred (PH/2+2:PH);cpred (PH)]+em;
    E=[cset1*ones (PH/2,1);cset2*ones (PH/2,1)]-cpred_u;
    DM=KIP*E;
    dmV1=DM(1);
    dmV2=DM(CH/2+1);

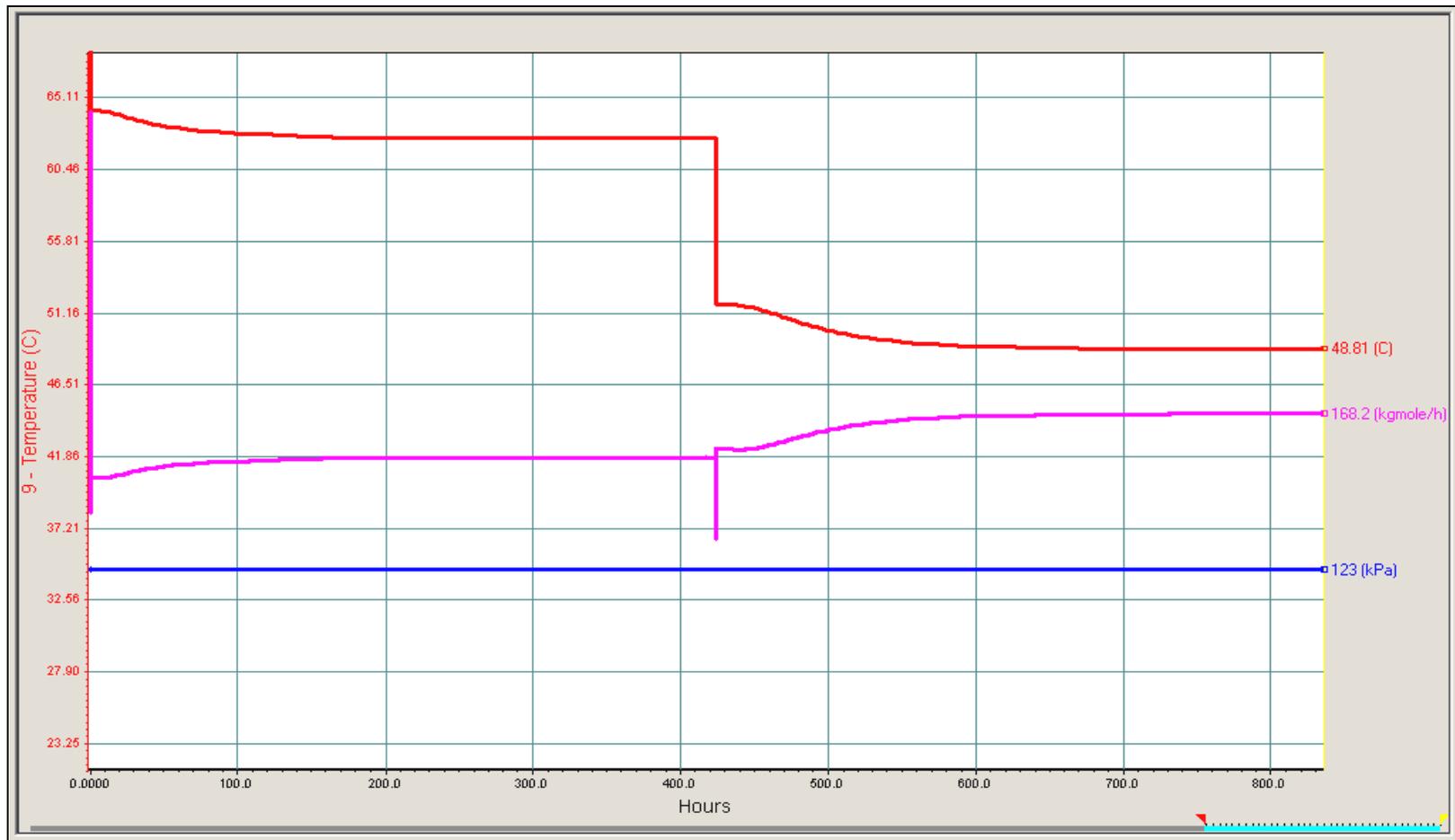
    if mv1+dmV1 > 100
        dmV1=100-mv1;
    elseif mv1+dmV1 < 0
        dmV1=-mv1;
    end
    if mv2+dmV2 > 100
        dmV2=100-mv2;
    elseif mv2+dmV2 < 0
        dmV2=-mv2;
    end
    mv1=mv1+dmV1;
    mv2=mv2+dmV2;
    m=[mv1,mv2];
    DM_c=[DM(1);zeros(CH/2-1,1);DM(CH/2+1);zeros(CH/2-1,1)];
    cpred=A*DM_c+cpred_u;
    tprev=time;
else
    mv1=mv1;
    mv2=mv2;
    m=[mv1,mv2];
end

```

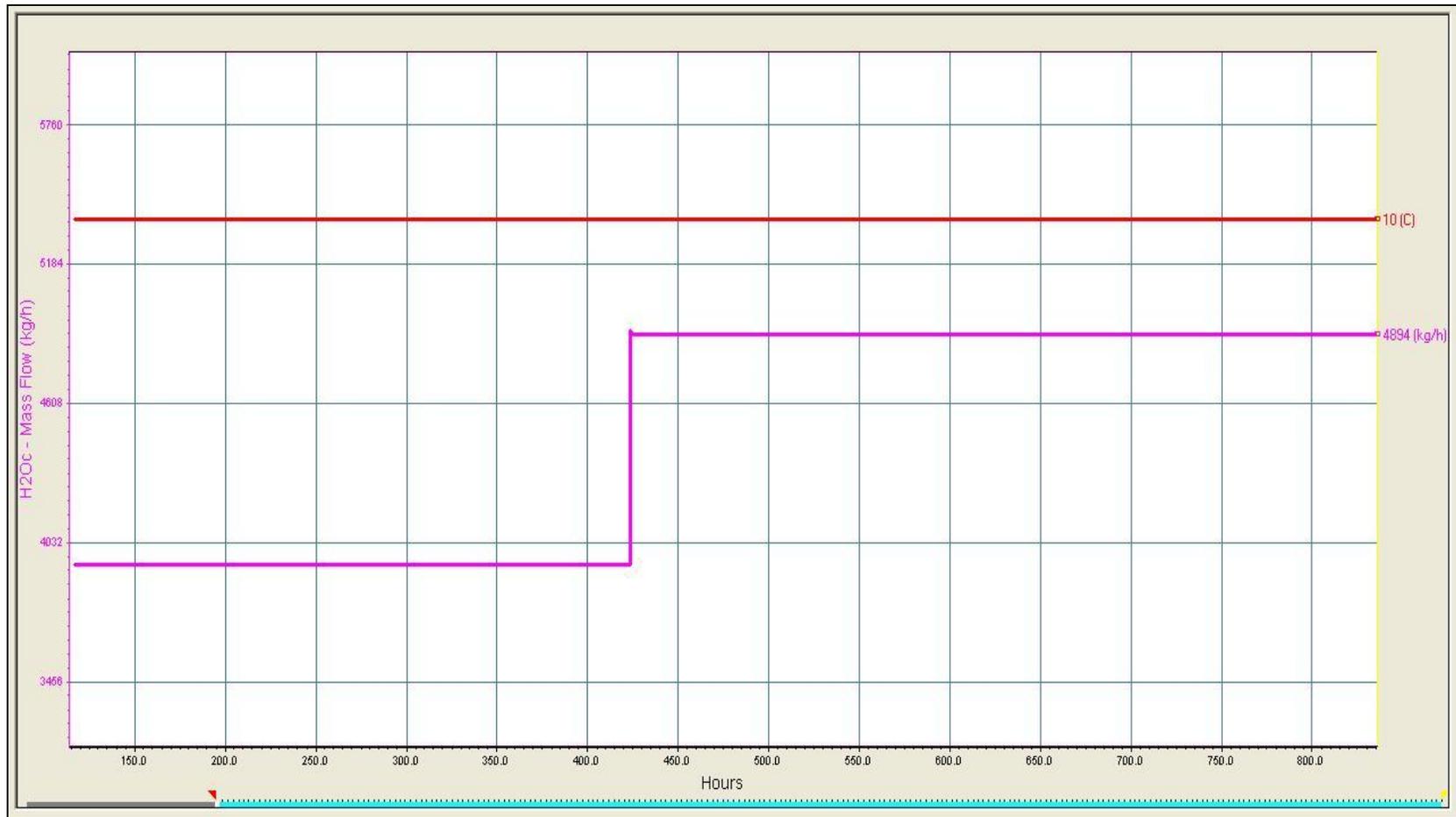
# **ANEXO 2**

## **Gráficas de Estabilización**

Gráfica 4.1. Paso escalón en  $T^{set}$

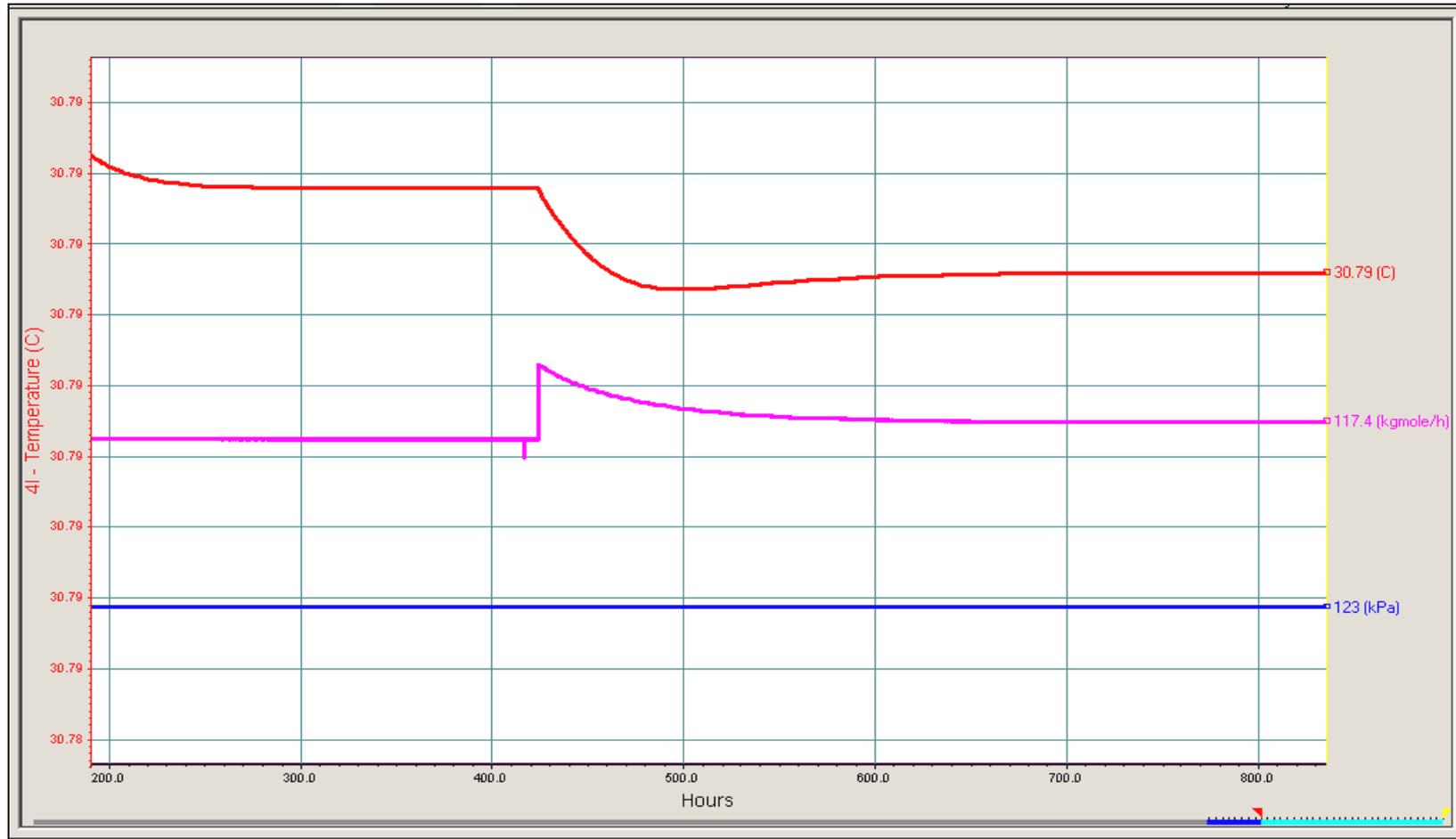


Gráfica 4.2. Paso escalón en  $[H_3OH]^-$ .



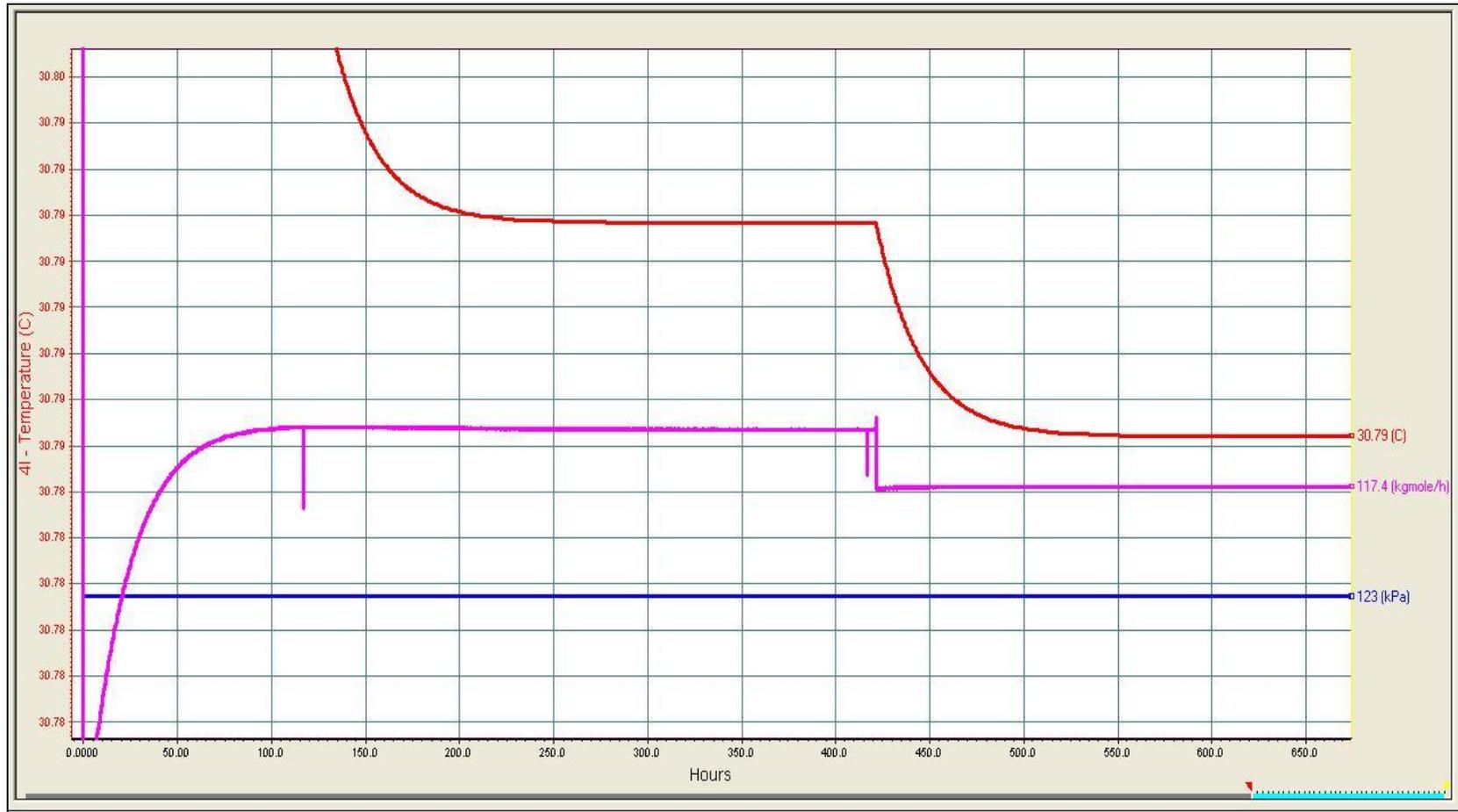
**Gráfica 4.3.** Comportamiento de la temperatura en la corriente (4l) ante una perturbación de temperatura en (9).

$$fr_{NaOH} = f(T^{Set})$$



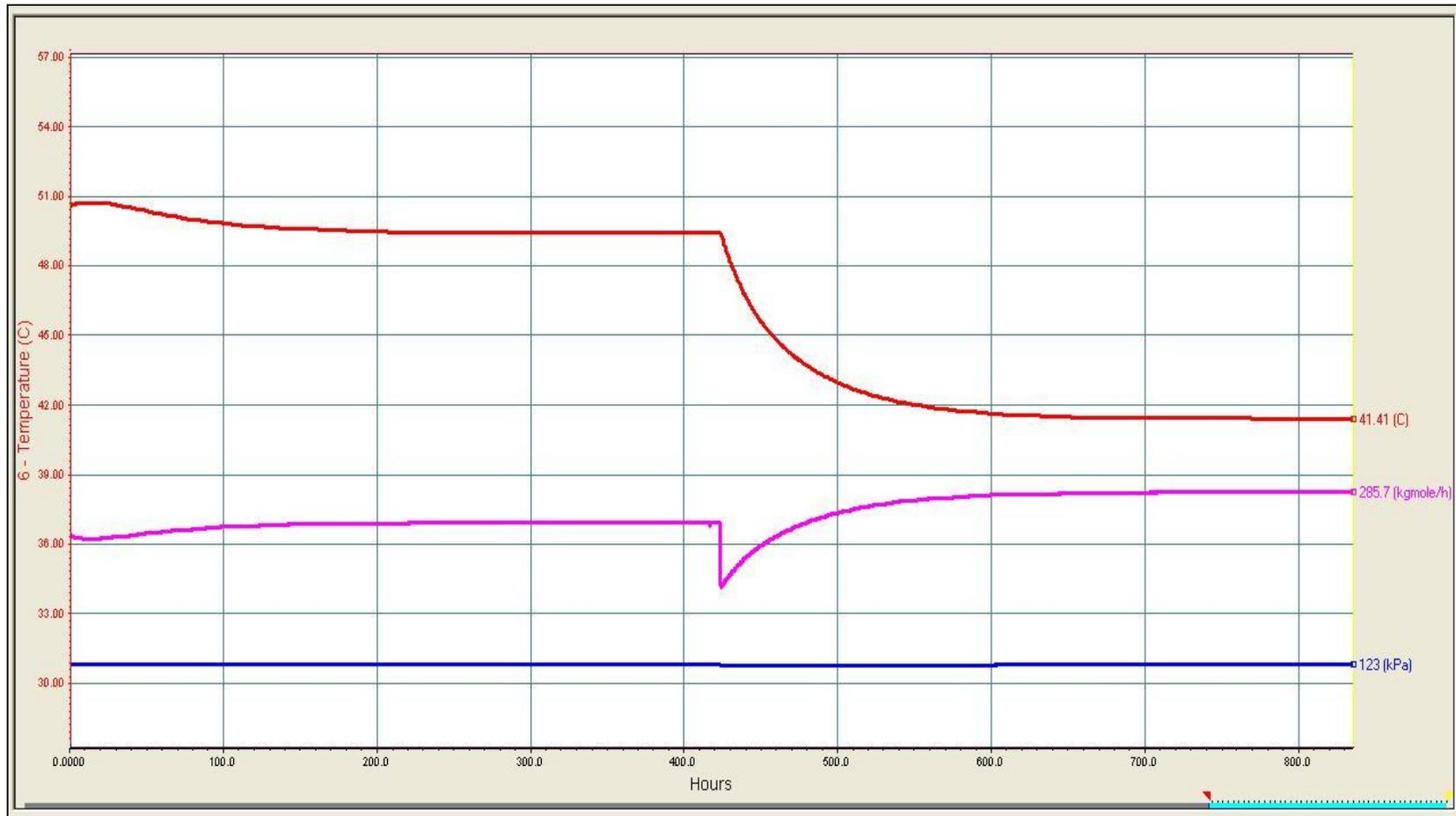
**Gráfica 4.4.** Comportamiento de la temperatura en la corriente (6) ante una perturbación de temperatura en (9).

$$T_r = f(\overset{Set}{\bullet})$$



**Gráfica 4.5.** Comportamiento de la temperatura en la corriente (4I) ante una perturbación de flujo en (15-1).

$$f_{r_{NaOH}} = f_{r_{CH_3OH}}$$



**Gráfica 4.6.** Comportamiento de la temperatura en la corriente (6) ante una perturbación de flujo en (15-1).

$$T_r = f(\dot{r}_{CH_3OH})$$

