

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ**  
**ESCUELA DE POSGRADO**  
**MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE CONTROL Y**  
**AUTOMATIZACIÓN**



**DESARROLLO DE UN SISTEMA DE CONTROL PREDICTIVO DE**  
**LA TEMPERATURA EN UN REACTOR DE**  
**TRANSESTERIFICACIÓN**

**Tesis presentada para obtener el grado de Magíster en Ingeniería de**  
**Control y Automatización**

**Autora: Mariela Ingrid Rodriguez Gutierrez**

**Asesor: Dr. Sc. Raúl Rivas Perez**

**Lima, Perú**

**2017**

## RESUMEN

La búsqueda de fuentes de energía alternativas a los combustibles fósiles, ha motivado el interés por la investigación en nuevos métodos para la obtención de energía. Como es el caso de la producción de biodiesel a partir de aceites usados mediante la reacción de transesterificación. Bajo este criterio, la presente investigación se centra en el desarrollo de estrategias de control avanzado de la temperatura del reactor de transesterificación, con la finalidad de mejorar la eficiencia de conversión de los aceites en ésteres metílicos. Adicionalmente, se busca que la estrategia de control propuesta permita cumplir con las restricciones impuestas en la variable controlada (temperatura del reactor) y pueda trabajar alrededor del límite de operación (temperatura de ebullición del metanol).

Para la obtención del modelo de la planta que permita analizar la dinámica del sistema y demostrar su complejidad, se usó la técnica de modelamiento matemático, a partir de las ecuaciones de balance de masa y energía.

Para el control de la planta objeto de estudio, se propone el uso de un controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC) con restricciones suaves en la variable controlada y restricciones duras en la variable de control y las tasas de cambio de la misma. Este esquema permite evitar la no factibilidad del algoritmo de programación cuadrática (QP) usado para resolver el problema de optimización del QDMC.

Como parte final de la presente investigación y con la finalidad de demostrar la mejora mediante el uso de estrategias de control avanzado para la presente planta, se realizó la comparativa del controlador diseñado con un controlador PID convencional.

## DEDICATORIA

A Dios por brindarme las herramientas que me permiten lograr esta tesis.

A mis padres, por su apoyo incondicional y su confianza.

A mis hermanos, por su amor y apoyo.



## **AGRADECIMIENTOS**

A mi asesor por las observaciones brindadas para el desarrollo de la presente tesis, las cuales permitieron mejorar el contenido.

A Lino Santos por su apoyo en brindarme toda la información relacionada a su investigación, dado que la misma sirvió de base para el desarrollo de la presente tesis.

A mis profesores de la PUCP, que con sus aportes ayudaron a la elaboración de la presente investigación.



## CONTENIDO

INTRODUCCIÓN .....	1
CAPÍTULO 1: ESTADO DEL ARTE DE LOS SISTEMAS DE CONTROL DE REACTORES DE TRANSESTERIFICACIÓN.....	4
1.1. Introducción.....	4
1.2. Estado del arte de los sistemas de control de los reactores de transesterificación.....	6
1.3. Estado del arte del control predictivo .....	9
1.4. Objetivos de la tesis.....	12
CAPÍTULO 2: LOS REACTORES DE TRANSESTERIFICACIÓN COMO OBJETOS DE CONTROL AUTOMÁTICO.....	14
2.1. Introducción.....	14
2.2. El proceso de producción de biodiesel.....	14
2.3. Conceptos generales.....	15
2.3.1. Conceptos básicos de reactores químicos.....	15
2.3.2. Clasificación de los reactores químicos.....	16
2.3.3. Reacción de transesterificación .....	17
2.4. Modelamiento matemático del reactor de transesterificación.....	18
2.4.1. Proceso de producción de biodiesel.....	18
2.4.2. Modelo matemático del reactor de transesterificación .....	18
2.5. Descripción y características de la planta .....	23
2.5.1. Descripción de la planta.....	23
2.5.2. Características de la planta .....	23
2.6. Validación del modelo matemático.....	24
2.6.1. Simulación del modelo .....	24
2.6.2. Validación del modelo del sistema .....	25
2.7. Conclusiones.....	28

CAPÍTULO 3: ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO Y LINEALIZACIÓN DEL MODELO MATEMÁTICO DE LA TEMPERATURA DEL REACTOR DE TRANSESTERIFICACIÓN. ....	29
3.1. Introducción .....	29
3.2. Selección de las variables de control y perturbaciones del sistema .....	29
3.2.1. Análisis del comportamiento del sistema .....	29
3.2.2. Características de la planta objeto de estudio .....	34
3.3. Linealización del modelo matemático .....	34
3.3.1. Punto de operación del sistema .....	34
3.3.2. Linealización del modelo .....	36
3.4. Análisis del modelo lineal .....	38
3.4.1. Punto de equilibrio .....	38
3.4.2. Estabilidad del sistema .....	38
3.5. Conclusiones .....	39
CAPÍTULO 4: DISEÑO DEL CONTROLADOR PREDICTIVO DEL REACTOR DE TRANSESTERIFICACIÓN. ....	40
4.1. Introducción al controlador QDMC .....	40
4.2. Fundamentos del control predictivo .....	40
4.2.1. Estrategia de control MPC .....	40
4.3. Controlador de matriz dinámica DMC .....	41
4.3.1. Modelo de la respuesta finita al escalón unitario .....	42
4.3.1. Modelo de predicción para una planta sin perturbaciones .....	42
4.3.2. Modelo de predicción para una planta con perturbaciones .....	44
4.3.1. Optimización .....	47
4.4. Controlador de matriz dinámica cuadrática QDMC .....	47
4.4.1. Restricciones .....	48
4.4.1. Optimización .....	50
4.4.1. Restricciones suaves .....	50
4.5. Desarrollo de los sistemas de control .....	51

4.5.1. Modelo de predicción .....	51
4.5.2. Parámetros del controlador .....	53
4.5.3. Restricciones del controlador.....	53
4.5.4. Implementación del algoritmo de control.....	54
4.6. Conclusiones.....	56
CAPÍTULO 5: RESULTADOS EVALUATIVOS DEL SISTEMA DE CONTROL DISEÑADO. ....	
5.1. Introducción.....	57
5.2. Controlador DMC sin restricciones .....	57
5.2.1. Resultados comparativos con controlador PID.....	58
5.3. Controlador QDMC con restricciones .....	59
5.3.1. Resultados comparativos con controlador PID con restricciones.....	61
5.4. Análisis comparativo de los controladores DMC, QDMC y PID .....	63
5.5. Resultados comparativos de la respuesta del controlador frente a perturbaciones .....	64
5.5.1. Perturbación medible en la variable <b>F<sub>o</sub></b> .....	64
5.5.2. Perturbaciones no medibles .....	66
5.6. Respuesta temporal de la fracción másica de FAME .....	69
5.7. Conclusiones.....	70
CONCLUSIONES GENERALES .....	71
RECOMENDACIONES .....	72
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	73
ANEXO A: Especificaciones del reactor de transesterificación. ....	85
ANEXO B: Archivos de Matlab. ....	87

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Ciclo de producción del biodiesel.....	15
Figura 2.2: Reactor de tanque agitado.....	16
Figura 2.3: Reactor de ultrasonido/microondas a escala de laboratorio.....	17
Figura 2.4: Reacción de transesterificación.....	18
Figura 2.6: Esquema de la planta estudiada.....	23
Figura 2.7: Respuesta temporal de la concentración según [15].....	25
Figura 2.8: Respuesta temporal de la concentración obtenida mediante simulación del modelo matemático, para una temperatura inicial de 50°C.....	26
Figura 2.9: Respuesta temporal del porcentaje de conversión del aceite según [15] para diferentes temperaturas.....	26
Figura 2.10: Respuesta temporal de la fracción másica de los esteres metílicos, obtenida mediante simulación del modelo matemático, para diferentes temperaturas.....	27
Figura 3.1: Respuesta del sistema para la variación de $F_o$ .....	30
Figura 3.2: Respuesta del sistema para la variación de $T_o$ .....	31
Figura 3.3: Respuesta del sistema para la variación de $FC$ .....	31
Figura 3.4: Respuesta del sistema para la variación de $TC$ .....	32
Figura 3.5: Respuesta del sistema para la variación de $N$ .....	32
Figura 3.6: Respuesta del sistema para la variación de $CTGo$ .....	33
Figura 3.7: Respuesta del sistema para la variación de $CMo$ .....	33
Figura 3.8: Respuestas temporales de las variables del reactor para las condiciones de operación de la tabla 3.3.....	35
Figura 3.9: Respuestas temporales del sistema para las condiciones de operación de la tabla 3.3, durante los primeros 20 minutos.....	36
Figura 4.1: Idea básica del control predictivo.....	41
Figura 4.2: Estructura básica de un controlador MPC.....	41
Figura 4.3: Respuesta al escalón unitario.....	42

Figura 4.4: Respuesta escalón unitario para la Temperatura de ingreso $T_o$ .	52
Figura 4.5: Respuesta escalón unitario para el flujo de ingreso de la mezcla $F_o$ .	52
Figura 4.6: Bloque MATLAB Function de Simulink para la fase de actualización del controlador DMC.	55
Figura 4.7: Bloque MATLAB Function en Simulink para el controlador QDMC.	56
Figura 5.1: Respuesta temporal del sistema de control con controlador DMC con trayectoria de referencia variable de la temperatura del reactor.	57
Figura 5.2: Señal de control generada por el controlador DMC en la temperatura de ingreso.	58
Figura 5.3: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores PID y DMC frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura.	59
Figura 5.4: Señales de control de los controladores PID y DMC frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura.	59
Figura 5.5: Respuesta temporal del sistema de control con controlador QDMC con restricciones duras en el seguimiento de la trayectoria de la temperatura del reactor.	60
Figura 5.6: Señal de control del controlador QDMC con restricciones duras en la temperatura de ingreso.	61
Figura 5.7: Respuesta temporal del sistema de control con controlador QDMC con restricciones suaves en el seguimiento de la trayectoria de la temperatura del reactor.	61
Figura 5.8: Señal de control del controlador QDMC con restricciones suaves en la temperatura de ingreso.	62
Figura 5.9: Respuestas temporales del sistema de control con controladores QDMC con restricciones suaves y PID con restricciones en el seguimiento de la trayectoria de la temperatura del reactor.	62
Figura 5.10: Señales de control de los controladores QDMC con restricciones suaves y PID con restricciones en el seguimiento de la trayectoria de la temperatura del reactor.	63
Figura 5.11: Señal de perturbación en la variable medible $F_o$ .	64
Figura 5.12: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores PID y DMC con perturbaciones medibles frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura y perturbaciones en $F_o$ .	65

Figura 5.13: Señales de control de los controladores PID y DMC con perturbaciones medibles frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura y perturbaciones en $F_0$ .	65
Figura 5.14: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores PID con restricciones y QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura y perturbaciones medibles.	66
Figura 5.15: Señales de control de los controladores PID con restricciones y QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura y perturbaciones medibles.	67
Figura 5.16: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controlador QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente a perturbaciones no medibles.	67
Figura 5.17: Señales de control del controlador QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente a perturbaciones no medibles.	68
Figura 5.18: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controlador PID con restricciones, frente a perturbaciones no medibles.	68
Figura 5.19: Señales de control del controlador PID con restricciones, frente a perturbaciones no medibles.	69
Figura 5.20: Respuesta temporal del porcentaje de la fracción másica de FAME con un controlador QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura.	70

## LISTA DE TABLAS

Tabla 2.1: Características de las curvas de concentración. ....	27
Tabla 3.1: Condiciones de operación iniciales para análisis del comportamiento del sistema. ...	30
Tabla 3.2: Rango de operación de las variables de entrada.....	30
Tabla 3.3: Condiciones de operación para linealización del modelo. ....	35
Tabla 3.4: Valores de las variables de salida en el punto de operación. ....	36
Tabla 3.5: Estado estable.....	36
Tabla 4.1: Parámetros del controlador QDMC. ....	53
Tabla 5.1: Especificaciones de la respuesta escalón. ....	64
Tabla A.1: Características del reactor. ....	85
Tabla A.2: Factores pre exponenciales [ $\text{m}^3/(\text{mol} \cdot \text{s})$ ]......	85
Tabla A.3: Energías de activación [ $\text{J/mol}$ ].....	85
Tabla A.4: Capacidades caloríficas [ $\text{J}/(\text{mol} \cdot \text{s})$ ]. ....	85
Tabla A.5: Calor de la reacción [ $\text{J}/\text{mol}$ ]. ....	85
Tabla A.6: Masas molares [ $\text{Kg}/\text{mol}$ ]. ....	85
Tabla A.7: Concentraciones de la mezcla de ingreso [ $\text{mol}/\text{m}^3$ ]. ....	86

## INTRODUCCIÓN

Actualmente, como resultado del consumo masivo de los combustibles fósiles, existen riesgos de agotamiento de este importante recurso y, además, problemas medioambientales debido a las emisiones que se origina producto de la combustión de los mismos [10]. Debido a ello, se han buscado alternativas que permiten reemplazar estos combustibles por fuentes de energía renovables [18]. Dentro de estas alternativas se encuentran los biocombustibles y, en particular, el biodiesel [8], el cual constituye un líquido obtenido a partir de aceites animales y vegetales, puros o usados [15]. El biodiesel tiene las ventajas de ser biodegradable, de reducir las emisiones de CO<sub>2</sub> y de azufre a la atmósfera, de posibilitar el uso de materias primas renovables y abundantes, etc.

El proceso de producción de biodiesel está conformado por varias etapas, que comprenden: el mezclado, la reacción (transesterificación), la recuperación de metanol, el lavado, la purificación de biodiesel y la purificación de glicerol [79, 82, 85]. La etapa más importante de este proceso es la de reacción (transesterificación), debido a que de ella depende la eficiencia de conversión del proceso [18]. Durante el proceso de transesterificación, los triglicéridos presentes en los aceites reaccionan con el alcohol en presencia de un catalizador [26, 36]. Para obtener una elevada eficiencia de conversión en el reactor se necesita disponer de sistemas efectivos de control automático [2].

Para la producción de biodiesel se utilizan diferentes tipos de reactores. Convencionalmente se utilizan los reactores tipo batch, que son muy difundidos e incluso existen manuales disponibles en internet para fabricarlos y obtener biodiesel de manera artesanal. Para la producción a gran escala se prefiere el uso de reactores de flujo continuo. Por lo cual, se están realizando investigaciones mediante el uso de mezcladores estáticos [136], micro reactores tubulares [77], reactores de flujo oscilatorio [53], reactores con cavitación [71], reactores rotativos [76], reactores que incluyen el uso de microondas [56], entre otros. Este trabajo se centra en los reactores de flujo continuo de tanque agitado (CSTR), debido a que estos equipos son los más utilizados en el proceso de transesterificación.

Los reactores de flujo continuo de tanque agitado (CSTR), como objeto de control automático, presentan un comportamiento dinámico complejo, con múltiples entradas y salidas, interrelaciones entre estas variables, no linealidades, parámetros cambiantes en el tiempo, incertidumbres, entre otros [17, 58, 85]. Entre las variables de control más significativas que influyen en el proceso de transesterificación se encuentra la variación de temperatura del reactor, debido a que la eficiencia de conversión depende de esta variable [8, 31, 39, 92].

En la mayor parte de los CSTR, para el control de la temperatura, se utilizan controladores convencionales del tipo PID. Sin embargo, es bien conocido que cuando los procesos presentan comportamientos dinámicos difíciles, los controladores PID no son suficientes para obtener el desempeño requerido en los sistemas de control, lo cual ha sido reportado por diferentes investigadores, ver por ejemplo: [1, 2, 3, 6, 12, 14, 47, 49, 50, 52, 58, 62, 68, 90, 99, 101, 104, 106, 116, 126]. La aplicación de controladores PID en el control del proceso objeto de estudio conlleva a una disminución en la eficiencia de conversión, así como otros efectos no deseados (por ejemplo, la saponificación) [10].

Los controladores PID iniciaron la era de la automatización industrial y han sido ampliamente aplicados en la automatización de diferentes procesos: tanto mediante implementación analógica, como digital, ver por ejemplo [4, 5, 27, 28, 33, 42, 68, 83, 91, 113, 114, 115, 117, 119, 120, 121, 134, 143]

Las exigencias cada vez mayores para mejorar la eficiencia productiva, así como las características dinámicas complejas de muchos procesos, como los presentes en los reactores de transesterificación, han motivado el desarrollo de estrategias de control avanzado [24]. Éstos se caracterizan por garantizar una elevada precisión en el control, debido a sus propiedades de robustez [51, 63, 112, 118], y cuyas aplicaciones han ido en aumento en las últimas décadas, ver por ejemplo [12, 13, 21, 22, 25, 29, 48, 61, 69, 89, 94, 100, 108, 109, 110, 111, 123, 124, 126, 128, 130, 131, 144].

Entre los controladores avanzados, se destacan por su elevada efectividad y por la posibilidad de incluir restricciones en el algoritmo de control, los controladores predictivos (MPC) [24, 25, 72, 125]. Éstos están considerados como una tecnología ampliamente introducida en la industria y que además sigue generando muchas expectativas [126]. Entre los controladores MPC, ocupa un lugar destacado el controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC), el cual se distingue por incluir en su algoritmo de control restricciones duras y blandas de forma sistemática [25, 60, 72, 96].

La temperatura es la variable más importante en el funcionamiento de los reactores de transesterificación, debido a que influye en el porcentaje de conversión del proceso de transesterificación. Esta variable actualmente se controla mediante controladores PID [74], los cuales no permiten obtener un control efectivo, ya que no cuentan con la posibilidad de incluir restricciones en el algoritmo de control, por lo tanto esta tesis presenta el siguiente objetivo general:

Desarrollar un controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC) para el control efectivo de la temperatura en un reactor de transesterificación, que posibilite mejorar la eficiencia de conversión de los aceites en ésteres metílicos y cumpla con las restricciones impuestas en la temperatura del reactor. Para cumplir con este objetivo se proponen los siguientes objetivos específicos:

1. Obtener un modelo matemático (orientado al control) de la temperatura del reactor de transesterificación para la producción de biodiesel, que describa adecuadamente el comportamiento dinámico de esta variable.
2. Diseñar un controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC) para el control de la temperatura del reactor objeto de estudio.
3. Desarrollar un análisis comparativo del sistema de control del proceso objeto de estudio con controladores QDMC, DMC vs PID.



# CAPÍTULO 1: ESTADO DEL ARTE DE LOS SISTEMAS DE CONTROL DE REACTORES DE TRANSESTERIFICACIÓN.

## 1.1. Introducción

Los combustibles fósiles son una fuente de energía ampliamente difundida desde la revolución industrial, pero actualmente presentan dos problemas fundamentales: el riesgo de agotamiento de estos recursos finitos no renovables, y la contaminación generada por su combustión que libera grandes cantidades de CO<sub>2</sub> a la atmósfera. Por estos motivos, se realizan estudios para plantear alternativas de reemplazo de estos combustibles mediante el uso de las llamadas “energías alternativas”.

La difusión del uso de energías alternativas resulta esencial para asegurar el abastecimiento energético y disminuir la contaminación ambiental, temas que han generado mucha preocupación en los últimos años.

Los biocombustibles, los cuales son generados a partir de materias orgánicas, forman parte de estas energías alternativas. Un ejemplo de los biocombustibles es el biodiesel que se obtiene a partir de aceites animales y vegetales.

El uso de biodiesel se presenta como una alternativa con un menor impacto ambiental, lo cual se debe a su biodegradabilidad y reducción de emisiones de CO<sub>2</sub> y azufre. Pero también genera problemas, debido a que la producción de estos combustibles a partir de aceites vegetales y animales utilizados para el consumo humano conlleva al desabastecimiento de productos alimenticios y al incremento de los precios de los mismos en el mercado. Por ello, se han realizado diversos estudios para la obtención de biodiesel a partir de aceites vegetales que no sean de consumo humano y aceites usados [37].

En los últimos años, se ha ido promoviendo el empleo de fuentes de energía alternativas. Según datos del IDAE (Instituto para la diversificación y Ahorro de Energía), la producción mundial de biodiesel en el 2009 alcanzó 15,000 millones de litros al año. La producción de bioetanol, pasó de 20,000 en el 2000 a 90,000 millones en 2009, de los cuales el 95% se concentra en el continente americano, mientras el restante procede principalmente de la Unión Europea. Se estima que el sector de los combustibles seguirá en crecimiento con una proyección de 45,291 millones de litros en el 2020 [137]. En el 2015 hubo un ligero decrecimiento, debido a los bajos precios del petróleo y la producción restringida en algunos países asiáticos, pero se mantuvo el crecimiento en los principales países productores (Estados Unidos y Brasil). Se registraron durante este año 30.1 billones de litros [97].

En el Perú se implementó una política energética para modificar la matriz energética y promover el desarrollo de biocombustibles que comenzó en el 2003 con la promulgación de la Ley de Promoción del Mercado de Biocombustibles. En [84] se estimó que la aplicación de esta norma, generaría una demanda proyectada de 206,000 litros por día en el 2007 hasta llegar a 600,000 litros por día en el 2016.

Entre las materias primas utilizadas para la producción de biodiesel, se tiene la palma aceitera, soya, maní, girasol, maíz, jatrofa, colza. Entre éstas, es la palma aceitera la única oleaginosa cultivada a nivel comercial en el Perú. Actualmente, existen algunas empresas que producen biodiesel a gran escala, dentro de las cuales se encuentra Industrias del Espino S.A. Heaven Petroleum Operator y Pure Biofuels del Perú SAC [34]. Durante el 2016 hubo una problemática respecto a la producción de biodiesel debido a las importaciones de Argentina, lo cual generó una baja en la producción nacional.

La producción de biodiesel comprende varias etapas: mezclado, reacción, recuperación de metanol, lavado, purificación de biodiesel y purificación de glicerol; siendo la transesterificación el método mayormente usado en la etapa de reacción [26, 64].

La transesterificación consiste en la reacción de triglicéridos (contenidos en los aceites vegetales, grasas animales y/o en los aceites usados) con alcohol para formar esteres metílicos y glicerol. La concentración de los esteres metílicos del producto final dependen de la reacción producida dentro de los reactores, por lo cual, es importante contar con un sistema de control efectivo de este proceso.

La reacción de transesterificación es compleja, debido a que consiste en una serie de reacciones consecutivas reversibles, donde los triglicéridos se convierten sucesivamente en diglicéridos, monoglicéridos y glicerol, produciendo en cada reacción un mol de éster metílico. Por otro lado, la presencia de ácidos grasos libres (FFA) en los aceites y las grasas ocasionan la formación de jabones en presencia de los catalizadores, y ello provoca que la producción de esteres metílicos disminuya [26]. Las ecuaciones del sistema, basadas en los principios de conservación de masa y energía, presentan no linealidades, además los parámetros cinéticos y termodinámicos de la reacción dependen de la composición del aceite y varían con la temperatura [38, 39, 92]. Por lo tanto, el reactor de transesterificación constituye una planta con comportamiento dinámico no lineal multivariable, que depende del punto de operación [57].

La composición inicial de los aceites es siempre variable y presenta incertidumbres que generan perturbaciones al sistema.

Por otro lado, la mayor temperatura favorece la conversión de los triglicéridos en esteres metílicos, pero también se observa que las temperaturas elevadas aceleran la transformación de los triglicéridos en jabones [73]. Otra de las restricciones que se tiene con la temperatura es que no se

debe pasar el punto de ebullición del alcohol, dado que en estas condiciones, el alcohol se evapora y ello incrementaría el uso del mismo y generaría problemas en la etapa de separación.

Todo lo expresado respecto a la reacción, los reactantes y las condiciones de operación del proceso objeto de estudio demuestra que para mejorar el control de estos sistemas es necesario el uso de estrategias de control avanzado. Dado que estas estrategias, pueden lidiar con la complejidad de los reactores de transesterificación y lograr un mejor desempeño en la reacción.

## **1.2. Estado del arte de los sistemas de control de los reactores de transesterificación**

Hace más de 100 años atrás, Rudolf Diesel inventó el motor diésel para funcionar con aceite vegetal y usó el aceite de maní como combustible de este motor en la Exposición de París de 1900.

En el año 1970, se llevaron a cabo diversas investigaciones relacionadas con el biodiesel debido a la crisis energética y los altos costos del petróleo. Las primeras pruebas técnicas realizadas con este combustible fueron realizadas en Austria y Alemania. Siendo la primera planta piloto productora de biodiesel construida en Silberberg (Austria), que usó como materia prima las semillas de colza o canola.

A partir de entonces, se realizaron varias investigaciones para mejorar la reacción en sí misma y se realizaron pruebas con diversos tipos de reactores.

Las técnicas empleadas para mejorar la conversión de la reacción comprende el uso de diferentes tipos de catalizadores; que pueden ser ácidos, alcalinos y enzimáticos. Otra variante es usar un proceso supercrítico para la producción de biodiesel.

Dentro de los tipos de reactores usados para el proceso de producción de biodiesel, se encuentran los reactores tipo batch (discontinuo) y los reactores continuos de tanque agitado (en adelante CSTR) como los tipos mayormente usados, pero también se realizaron diversas investigaciones para utilizar otras variantes. Entre ellas se tiene: los reactores tubulares [78, 141], reactores de lecho empaquetado [138], reactores de dos fases tipo columna [86], reactores de microondas [142], entre otros.

La operación de un reactor de transesterificación con buenos niveles de conversión (alto porcentaje de obtención de esteres metílicos a partir de triglicéridos) reporta un elevado beneficio económico, y a su vez, influye directamente en las demás etapas.

Para asegurar una máxima conversión de triglicéridos y alcoholes en esteres metílicos, es necesario:

- Disminuir el tiempo de reacción, que afecta directamente el diseño del reactor.

- Mantener una adecuada relación entre alcohol y triglicéridos, que permite evitar problemas de separación de fases, disminución del rendimiento, y por lo tanto, un aumento en los costos de producción.
- Dosificar la cantidad adecuada de catalizador, dado que un exceso de este promueve la formación de sales, que generan a su vez genera un mayor consumo y repercute en el incremento de los costos de producción.
- Posibilitar una adecuada temperatura de la reacción, que permite mejorar el rendimiento del proceso y disminuir el tiempo de reacción, sin exceder el punto de ebullición del alcohol para procesos sub críticos.

Para lograr estas condiciones de operación resulta necesario contar con un sistema de control efectivo del reactor. Actualmente, los sistemas avanzados de automatización y control permiten reducir grandemente los costos de producción y en general mejorar la eficiencia de los procesos.

La temperatura del reactor es una variable que influye directamente en el proceso de conversión de triglicéridos en esteres metílicos, dado que, a una mayor temperatura, se obtiene una mayor concentración de esteres metílicos [15, 39, 92].

En algunos reactores de transesterificación se utilizan intercambiadores de calor acoplados con software de control proporcional integral derivativo (en adelante PID) auto-ajustables para controlar la temperatura de la reacción [74]. También se han utilizado diversas variantes de control PID de la temperatura en el reactor [2, 3]. En la última década, para mejorar la eficiencia en el control de temperatura de los reactores se han empleado técnicas de control basado en modelo como el GMC [19, 36, 52].

El control predictivo también ha sido usado para el control de temperatura en reactores químicos. En [135] se implementó un control en cascada con un controlador principal que determina el flujo térmico que requiere ser suministrado a la chaqueta del reactor y esta variable sirve de set point al lazo de control esclavo que regula el flujo de vapor o refrigerante que ingresa a la chaqueta. En este caso se usó un controlador predictivo paramétrico (predictive parametric controller – PPC) para el lazo de control principal y varios controladores predictivos funcionales (predictive functional controller – PFC) para el lazo de control secundario.

La concentración final del producto resultante también es una de las variables de control que ha sido ampliamente estudiada usando diversas estrategias de control. Una de ellas es el control óptimo, que se ha estudiado bajo varios enfoques. Como el determinístico [8], en el que se demostró que este tipo de controladores permiten una mejora significativa en el tiempo de establecimiento frente al uso de una temperatura constante de 323°K. Y el enfoque estocástico [9], en el que se analizaron las incertidumbres en la producción de biodiesel como: la variación de la composición de alimentación del aceite vegetal, la relación metanol-aceite, y los parámetros de operación del reactor,

demostrándose que esta estrategia es robusta frente a las incertidumbres. Los mismos autores [10], analizaron el problema de control óptimo de la temperatura usando tres índices de rendimiento, que son la máxima concentración, mínimo tiempo de reacción y el máximo beneficio económico, observándose que el máximo beneficio económico ofrece la mejor respuesta dado que involucra a los dos índices anteriores. En [41], los autores estudiaron el control óptimo de un reactor tipo batch de producción de biodiesel y formularon un problema de optimización de objetivos múltiples, usando como índices de desempeño la maximización de la concentración de esteres metílicos y la minimización del tiempo del proceso batch.

Debido al complejo comportamiento dinámico y a las restricciones que presenta el proceso objeto de estudio, el control predictivo ha sido considerado como una buena alternativa para el control de los reactores de transesterificación. En [85] se analizó el uso de un modelo en línea, basado en redes neuronales, a partir del cual se obtuvo, mediante la linealización instantánea, un modelo lineal que se usó para el diseño de tres controladores; un regulador auto-ajustable basado en asignación de polos, un controlador de mínima varianza y un controlador predictivo aproximado basado en modelo; siendo este último el que presentó la mejor respuesta al ser capaz de seguir los perfiles de temperatura y concentración suavemente, y tener una respuesta rápida frente a los cambios largos y repentinos en los setpoints.

El control predictivo generalizado adaptativo y auto ajustable es otra de las variantes del control predictivo que se aplicaron a los reactores de biodiesel [57], donde se demostró que se obtiene una mejor respuesta al tener un modelo adaptativo y auto ajuste en la estructura del controlador predictivo generalizado. En este trabajo se incluyeron restricciones a las variables manipuladas y a las tasas de cambio de las mismas, observándose que la adición de restricciones permitió evitar tasas de cambio grandes en la señal de control.

En [30] se obtuvo un modelo lineal, en tiempo discreto de un reactor tipo batch a partir de expansión de series de Taylor para el modelo de predicción del controlador. También se aplicaron restricciones en la variable manipulada y las velocidades de cambio de la señal de control.

En [80] se utilizó un control de matriz dinámica (DMC) en un proceso simulado en el programa Hysys.

Una variante de los controladores predictivos utilizada para lidiar con las no linealidades del sistema es el control predictivo no lineal (nonlinear model predictive control - NMPC), el cual se aplicó en el control de un reactor semibatch para la transesterificación de aceites vegetales usados [17]. También se aplicó esta estrategia para controlar la sección de transesterificación de una planta de biodiesel comprendida por reactores y decantadores para mejorar el rendimiento económico del proceso y alcanzar las especificaciones finales del biodiesel [18].

En los procesos industriales modernos, se usa el control predictivo como parte de un sistema de control y optimización jerárquico multinivel. En [133] se utilizó un controlador predictivo de dos niveles para el control de un reactor continuo de biodiesel, el nivel superior basado en una optimización de estado estable y el nivel inferior basado en un controlador de matriz dinámica.

Los controladores basados en inteligencia artificial también han sido utilizados en el control de reactores de biodiesel. En [142] se compararon dos controladores, uno basado en lógica difusa y el otro en un sistema de inferencia neuro-difusa adaptativa (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS), mostrando una mayor robustez frente a variaciones de los parámetros el controlador ANFIS.

De este estudio se observa que en el control del proceso de transesterificación han sido utilizados diferentes controladores tanto convencionales, como avanzados. Sin embargo, resulta importante destacar que el problema del control efectivo de la temperatura para mejorar la eficiencia de conversión de los aceites en ésteres metílicos y que también satisfaga las restricciones en la temperatura del reactor no ha sido resuelto.

### **1.3. Estado del arte del control predictivo**

Si en el pasado podía considerarse que el único objetivo de los sistemas de control era la estabilidad de la operación del proceso. Actualmente las condiciones cambiantes y difíciles de predecir del mercado generan nuevas expectativas para los sistemas de control. Así mismo, estas exigencias requieren de estrategias de control fiables que brinden gran eficiencia y un alto grado de flexibilidad para operar los procesos productivos [16].

En la actualidad, los controladores de procesos deben satisfacer criterios económicos, minimizando una función de coste de operación, con criterios de seguridad y medioambientales; así como, de calidad en la producción, lo cual debe satisfacer ciertas especificaciones sujetas a una demanda normalmente variable [40, 98, 125]. Por ello, el diseño de los sistemas de control debe considerar diversos criterios de funcionamiento (económicos, de seguridad, medioambientales o de calidad) que varían frente a cambios en las características del proceso [5, 46, 67, 81, 127, 132].

Las técnicas de control predictivo basado en modelo (MPC) constituyen una poderosa herramienta frente a estos retos [25, 125]. Los controladores MPC aceptan cualquier tipo de modelos, funciones objetivo o restricciones, lo que posibilita que pueda lidiar con múltiples criterios de funcionamiento. Tal vez el éxito de estos controladores en la industria pueda deberse principalmente a estas razones. Otra ventaja de esta técnica es el hecho de que no se requiere personal con un conocimiento profundo para su uso debido a que los conceptos son intuitivos [16].

El objetivo de control MPC consiste en resolver de forma óptima problemas de control de diversos procesos presentes en la industria, que en algunos casos pueden tener comportamiento

dinámico complejo (acoplamientos, retardo de tiempo, respuesta inversa, inestabilidades, restricciones, etc.) [25, 126].

La estrategia de control empleada, contempla el uso de un modelo interno del sistema que permite predecir el comportamiento futuro del sistema. En base a las predicciones y las referencias de posición deseada se plantea un problema de optimización. La resolución del problema de optimización, respetando las restricciones en caso de que existan, genera las señales de control futuras que permiten que las variables converjan a los valores de referencia [24, 60].

Los controladores MPC tuvieron una gran acogida en las industrias de procesos químicos debido a que cuentan con un algoritmo sencillo que en algunos casos usa el modelo de respuesta impulsional o respuesta escalón unitario. Aunque posee más parámetros que otras formulaciones, suelen preferirse debido a que son intuitivos, su sintonización es sencilla y se requiere menos información previa [16, 25]. La situación actual de aplicaciones de controladores MPC en la industria se refleja en [96], donde se muestran unas 2,200 aplicaciones, principalmente en el sector petroquímico. La mayoría de las aplicaciones son en procesos multivariables. En el caso de los reactores químicos, la imposición de restricciones en las variables controladas es importante, debido a que el mejor desempeño se encuentra en la vecindad de las restricciones. Debido a ello, la estrategia de control MPC constituye una importante herramienta.

El uso de computadores personales (PC) para el control de sistemas industriales posibilitó la aplicación de controladores MPC, los cuales requieren de un modelo interno para obtener la señal de control. En la primera generación de controladores predictivos se encuentran: el controlador predictivo de modelo heurístico (model heuristic predictive controller – MHPC), el controlador de matriz dinámica (dynamic matrix controller – DMC), entre otros [24]. Se puede considerar que el DMC está ampliamente introducido en la industria, proporcionando un buen control de sistemas multivariables sin restricciones. El manejo de restricciones fue la principal desventaja de estos controladores, pero ello fue solucionado en la segunda generación.

En la segunda generación se encuentran: el controlador de matriz dinámica cuadrática (quadratic dynamic matrix controller – QDMC), el controlador predictivo generalizado (generic predictive controller – GPC) con sus variantes, etc. [25]. El controlador GPC desarrollado a finales de la década del ochenta es uno de los controladores predictivos que más éxito han tenido en el entorno académico [24]. Este controlador está inspirado en el controlador de mínima varianza generalizado, y es muy efectivo en el control de procesos con retardos de tiempos variables o desconocidos, con fases no mínimas, inestables o con modelos sobreparametrizados y/o con grandes incertidumbres [25]. Para sistemas con modelos no lineales el control predictivo adaptativo constituye una buena opción.

En la tercera generación, se usaron diferentes tipos de restricciones que pueden tener diferentes prioridades, con la posibilidad de usar diferentes funciones de costo y múltiples criterios de optimización. También se usaron enfoques de espacio de estados y observadores de estado cuando fueron necesarios [72].

En la cuarta generación, se aplicaron estructuras no lineales, dado que las estrategias de control predictivo basado en modelo (MPC) pueden tener una baja calidad y pueden ser insatisfactorias para sistemas no lineales cuando el punto de operación cambia significativamente y de manera rápida [72].

Las estructuras de control MPC se pueden dividir en tres categorías principales [72]:

- Algoritmo de control MPC lineal con optimización cuadrática.
- Algoritmo de control MPC no lineal con optimización no lineal.
- Algoritmo de control MPC sub óptimo con linealización sucesiva en línea y optimización cuadrática.

La filosofía de todos estos métodos es común. Consiste en calcular las acciones de control futuras de tal forma que se minimice una función de coste definida sobre un horizonte de predicción. Esta función contiene un término cuadrático que pondera los errores entre las predicciones y sus referencias y, el esfuerzo de control que hace que las variables del proceso converjan hacia sus respectivas predicciones (González Querubín, 2011, p. 9).

Los controladores MPC resultan ser una estrategia muy atractiva en el ámbito industrial, dado que pueden ser usados en procesos con una dinámica relativamente sencilla [32, 122] hasta procesos más complejos (sistemas con retardos de tiempo, multivariables, inestables, sistemas con dinámica no lineal, etc.) [7, 72, 94, 126]. También ofrecen la posibilidad de resolver problemas de control y automatización con restricciones en las variables [24].

Por otra parte, la potencia y robustez de estos controladores tienen un precio asociado al coste computacional debido a la gran cantidad de operaciones matemáticas que realizan para obtener la señal de control, teniendo una gran relevancia cuando el control se realiza en procesos con constantes de tiempo muy pequeñas (muy rápidos).

El control predictivo ha sido ampliamente usado en sistemas de control jerárquico [55], en los cuales les asignan los setpoints a los controladores de nivel inferior, que comúnmente son controladores PID [133]

El controlador QDMC, fue desarrollado a finales de la década de 1970 por Cutler y Ramaker [35] de Shell Oil Co. El controlador QDMC, que representa una variación del controlador DMC, considera el uso de restricciones duras y blandas de forma sistemática [25]. Este controlador es el

más utilizado en el control de procesos sujetos a restricciones, y se basa en el uso de la programación cuadrática [81]. Las restricciones se deben a limitaciones físicas de los procesos (velocidad de apertura de una electroválvula, temperatura máxima de un horno, velocidad de llenado de un tanque, etc.) a razones de seguridad, a problemas económicos, a limitaciones de los controladores, etc. [81]. Este controlador ha sido utilizado en la industria petroquímica.

Actualmente existen paquetes de software profesional para el modelado y desarrollo de algoritmos MPC, como el DMC de Aspen Tech[87], IDCOM-HEICON de Sherpa Engineering, SMOC de Shell Global Solutions, 3dMPC de ABB, APC-tools en SIMATIC PCS 7 de Siemens, Pavilion8 de Rockwell Automation, Profit Controller y Profit Controller NPC de Honeywell, Connoisseur de Invensys, INCA MPC de IPCOS, DeltaV PredictPro de Emerson y MVC de GE Energy. En [140] se analizan varias estrategias de control predictivo adaptativo usando técnicas de control adaptativo disponibles en softwares comerciales, donde se da mayor énfasis a las simulaciones y aplicaciones de la vida real que a las pruebas matemáticas.

El controlador QDMC constituye una potente herramienta de control de procesos caracterizados por presentar comportamientos dinámicos difíciles [24, 25, 88, 89]. Este controlador usa el concepto de constraint window (ventana de restricción).

La constraint window comienza en algún punto en el futuro y continúa hasta el estado estacionario. Si existe dinámica del tipo de fase no mínima, se pueden mejorar las prestaciones desplazando la ventana hacia el futuro, lo que equivale a ignorar las restricciones duras en la salida durante la fase inicial de la respuesta (Bordons, 2000, p. 49).

#### **1.4. Objetivos de la tesis**

Considerando que una de las variables que más influye en el porcentaje de conversión de la reacción de transesterificación en un reactor químico es la temperatura. Debido a que esta variable brinda las características necesarias para la reacción e influye directamente en el tiempo de reacción, y que el controlador QDMC constituye una potente estrategia de control, esta tesis presenta el siguiente objetivo general:

Desarrollar un controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC) para el control efectivo de la temperatura en un reactor de transesterificación, que posibilite mejorar la eficiencia de conversión de los aceites en ésteres metílicos y cumpla con las restricciones impuestas en la temperatura del reactor. Para cumplir con este objetivo se proponen los siguientes objetivos específicos:

1. Obtener un modelo matemático (orientado al control) de la temperatura del reactor de transesterificación para la producción de biodiesel, que describa adecuadamente el comportamiento dinámico de esta variable.
2. Diseñar un controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC) para el control de la temperatura del reactor objeto de estudio.
3. Desarrollar un análisis comparativo del sistema de control del proceso objeto de estudio con controladores QDMC, DMC vs PID.



## **CAPÍTULO 2: LOS REACTORES DE TRANSESTERIFICACIÓN COMO OBJETOS DE CONTROL AUTOMÁTICO.**

### **2.1. Introducción**

Un reactor químico es un equipo en el cual se da lugar la reacción química que permite la conversión de materiales crudos (reactantes) en productos diferentes a los iniciales. Las reacciones químicas varían en función de los tipos de reactantes, los tipos de productos deseados, las condiciones y el tiempo de reacción.

El objetivo de control en el reactor de transesterificación es optimizar el rendimiento de la reacción (concentración de esteres metílicos resultantes). Para ello el control de la temperatura dentro del reactor de transesterificación es de suma importancia, dado que es una variable que permite incrementar el rendimiento de la reacción y reduce el tiempo de reacción [8, 36, 139].

Para diseñar un sistema de control eficiente del reactor de transesterificación es necesario construir un modelo del sistema que describa el comportamiento dinámico del proceso. Para obtener dicho modelo se tienen dos métodos: el primero consiste en el modelamiento matemático y el segundo consiste en la aplicación de técnicas de identificación utilizando datos de entrada y salida de la planta.

Considerando que en este trabajo no se cuenta con datos del proceso, se obtendrá el modelo matemático del proceso objeto de estudio en base a ecuaciones de balance de masa y energía. En este capítulo se desarrolla el procedimiento completo para la obtención de dicho modelo matemático.

### **2.2. El proceso de producción de biodiesel**

El proceso de producción de biodiesel se muestra esquemáticamente en la figura 2.1. Este proceso comienza con la transesterificación, que consiste en la neutralización de los ácidos grasos libres del aceite, con lo cual se logra remover el glicerol y crear un alcohol éster. Para este proceso se mezcla el alcohol con un catalizador y luego se mezcla con el aceite vegetal. Esta nueva mezcla es precalentada y luego se introduce en los reactores, donde se genera la reacción química.

El exceso de alcohol se elimina por destilación al vacío. La siguiente etapa es el proceso de separación, mediante una bomba centrífuga que posibilita separar la glicerina del biodiesel bajo presión o decantación por gravedad. La siguiente fase consiste en la neutralización de glicerol, dado que contiene catalizador, algunos jabones y metanol. Finalmente, se utilizan resinas de intercambio iónico para la filtración del biodiesel.



Fuente: [44]

Figura 2.1: Ciclo de producción del biodiesel.

Los costos de producción asociados a este proceso están conformados por el aceite vegetal, químicos y la energía. Siendo el primero de ellos el que genera los mayores costos, por ello es que se buscan alternativas para minimizar dichos precios mediante el uso de aceites usados. En relación al equipamiento a utilizar en la producción de biodiesel, típicamente se incluyen: reactores de transesterificación, tuberías y estaciones de bombeo.

## 2.3. Conceptos generales

### 2.3.1. Conceptos básicos de reactores químicos

Las reacciones químicas industriales por lo general son las etapas más importantes del proceso de obtención de un producto. Son procesos que permiten convertir sustancias químicas iniciales (reactantes) en uno o más productos diferentes.

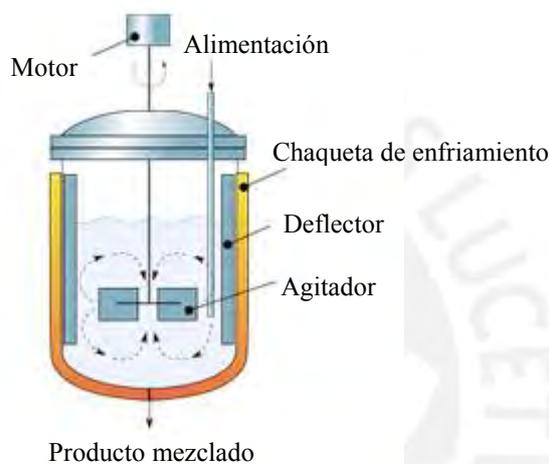
Los reactores son los recipientes diseñados para permitir que ocurra una reacción bajo condiciones controladas. El funcionamiento del reactor está condicionado por las variables de entrada y las condiciones de la reacción. El diseño del reactor químico está condicionado por la escala de la operación, la termodinámica y cinética de la reacción química.

Algunas de las variables más comunes de control en los reactores son: la temperatura, presión, flujo y nivel [8].

### 2.3.2. Clasificación de los reactores químicos

Existen varios tipos de reactores que se clasifican según el modo de operación, las fases presentadas, el patrón de flujo, etc. Dentro de los reactores químicos usados para la producción de biodiesel, se encuentran los reactores tipo batch, reactores de flujo semicontinuo y reactores de flujo continuo [45].

Los reactores tipo batch consisten en tanques cerrados con un agitador, dentro del cual se ingresan los reactantes al inicio del proceso y la descarga se produce solo al completar la reacción. Son adecuados para procesos de producción de pequeña escala, y que requieren un tiempo de reacción. En la figura 2.2 se muestra un diagrama de un reactor químico de tanque agitado (CSTR).



Adaptado de: [95]

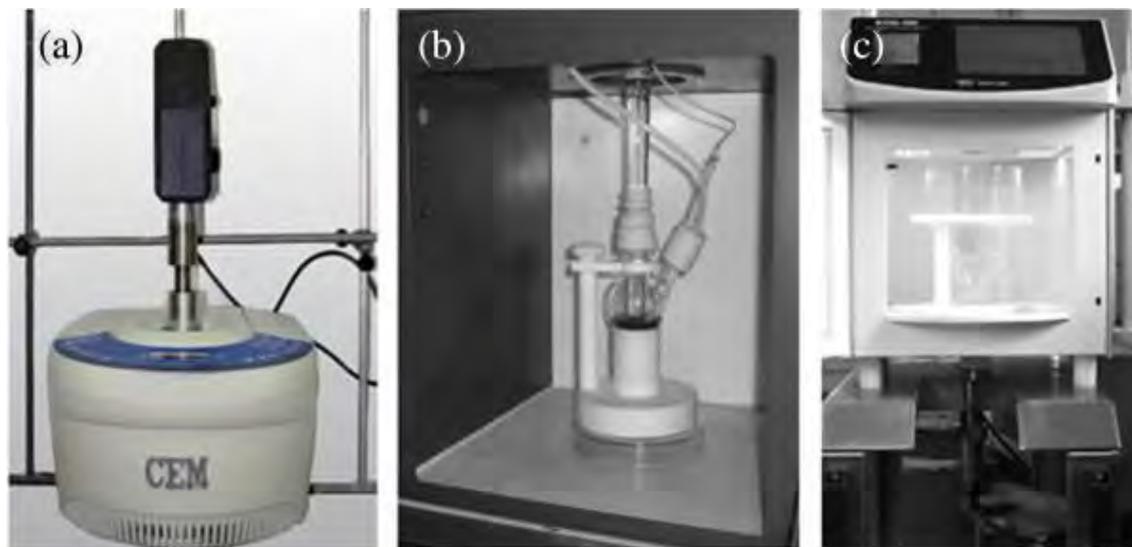
Figura 2.2: Reactor de tanque agitado.

Los reactores de flujo continuo son preferidos para la producción a escala comercial debido a la calidad del producto y los bajos costos de operación. El tipo más común de estos reactores es el de tanque agitado (CSTR), aunque también se usan otras variantes, que incluyen a los reactores de ultrasonido y los reactores súper críticos [45].

Los reactores de flujo continuo de tanque agitado son similares a los reactores tipo batch con la diferencia de que los reactantes son ingresados continuamente al reactor y la descarga se realiza de forma continua. Para el modelado de estos sistemas se asume que trabajan en estado estacionario y que ocurre una mezcla perfecta. Dado que trabajan en estado estacionario, el flujo de entrada debe ser igual al de salida para garantizar que el tanque no se quede vacío o rebalse. En algunas ocasiones, se tiende a usar más de un reactor CSTR en serie, para mejorar el consumo de alcohol.

Los reactores de ultrasonido emplean el ultrasonido para mejorar la mezcla de los componentes y lograr que la reacción sea más rápida. Los ultrasonidos transfieren energía al fluido y se crean vibraciones violentas que forman burbujas de cavitación. Al reventar las burbujas se genera una alta energía que logra un incremento considerable en la reactividad del proceso y acorta el tiempo

de reacción, con ello ya no se necesita calentar la mezcla. Estos reactores pueden ser una buena opción para productores pequeños (con capacidad de hasta 2 millones de galones por año), pero puede ser desafiante para escalas mayores debido a la cantidad de pruebas de ultrasonido que se requerirían [45]. En la figura 2.3 se muestran imágenes de este tipo de reactor.



Adaptado de: [56]

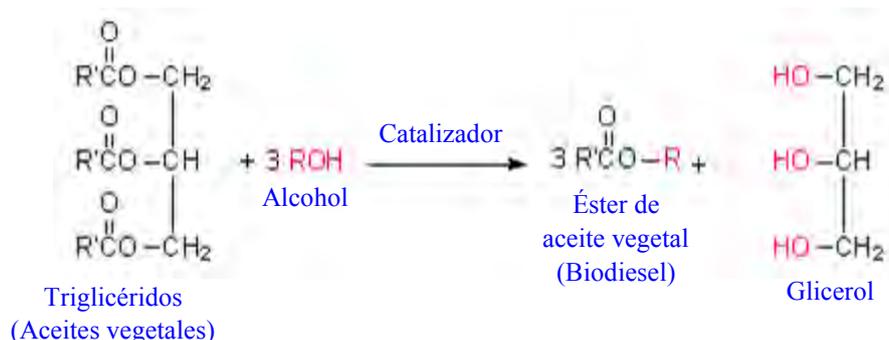
a) horno de ultrasonido (ultrasonic – US) dentro de un campo de microondas (microwaves – MW); b) horno de US dentro de un campo de MW. c) horno de US fuera de un campo de MW.

Figura 2.3: Reactor de ultrasonido/microondas a escala de laboratorio.

Los reactores tubulares, también son otro tipo de reactores usados para la producción de biodiesel [74] y están formados por tuberías a través de las cuales se bombean los reactantes. Se caracterizan por tener gradientes de concentración continuos en la dirección del flujo. Pueden estar formados por varias tuberías o por tubos en paralelo, tienen una mayor eficiencia que los CSTR pero no son rentables para producciones pequeñas.

### 2.3.3. Reacción de transesterificación

La transesterificación es el proceso químico usado para la conversión de aceites vegetales en biodiesel. En este proceso se hace reaccionar los triglicéridos presentes en los aceites vegetales con alcohol para formar ésteres y glicerol. En el caso de la producción de biodiesel, esta reacción está conformada por una serie de reacciones consecutivas y reversibles. Primeramente, se convierten los triglicéridos en diglicéridos, luego se convierten los diglicéridos en monoglicéridos y luego los monoglicéridos en glicerol. En cada etapa del proceso se libera un mol de éster, como se observa en la figura 2.4.



Adaptado de: [65]

Figura 2.4: Reacción de transesterificación.

El biodiesel obtenido mediante el proceso de transesterificación tiene una menor viscosidad, lo cual lo hace adecuado para el uso en la combustión de motores diésel [64].

Generalmente, el alcohol usado para la producción de biodiesel es el metanol debido a su bajo costo, por lo cual los esteres producidos en esta reacción se denominan esteres metílicos.

## 2.4. Modelamiento matemático del reactor de transesterificación

### 2.4.1. Proceso de producción de biodiesel

El proceso de producción de biodiesel comprende varias etapas, las cuales se representan en el diagrama de proceso mostrado en la figura 2.5.

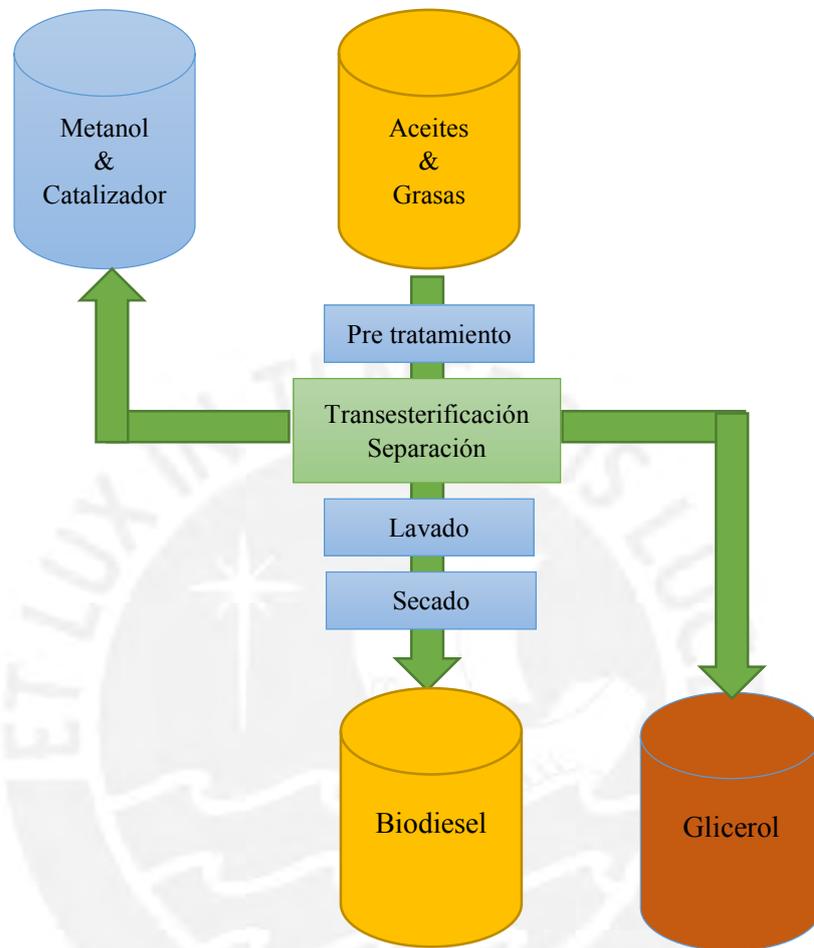
En el caso de la producción en continuo de biodiesel no se requiere el proceso de lavado y se usan columnas de destilación para la separación [80].

Se debe tener en cuenta que la mezcla de alcohol y aceites que ingresa al reactor de transesterificación debe ser pre calentada, para ello se suelen usar intercambiadores de calor.

### 2.4.2. Modelo matemático del reactor de transesterificación

Para la obtención de modelos matemáticos de procesos industriales existen dos procedimientos fundamentales. El primer procedimiento está basado en la aplicación de ecuaciones de balance de masa y energía de los procesos. Este método se conoce como modelado y ha sido utilizado ampliamente en la obtención de modelos matemáticos de diferentes procesos industriales, ver por ejemplo [20, 40, 93, 107]. Este procedimiento tiene la ventaja de que los modelos que se obtienen tienen sentido físico. El segundo procedimiento es el de identificación de sistemas, el cual es un método experimental y requiere de datos de las variables de entrada y salida del proceso, obtenidos en tiempo real, ver por ejemplo [11, 66, 70, 96, 102, 103, 105, 129]. Los modelos que se

obtienen mediante este procedimiento no tienen sentido físico, solamente tienen sentido matemático [75]. En esta tesis para la obtención del modelo del proceso objeto de estudio se utiliza el procedimiento de modelado.



Adaptado de: [82]

Figura 2.5. Diagrama de bloques del proceso de producción de biodiesel.

La reacción de transesterificación para la producción de biodiesel se puede describir por [92].



donde TG, DG, MG representan a los triglicéridos, diglicéridos, monoglicéridos, respectivamente; M al metanol y E a los ésteres metílicos.

Las constantes cinéticas de la reacción se relacionan con la temperatura mediante la ecuación de Arrhenius:

$$k_j = k_{oj} \exp(-E_{aj}/RT) \quad (2.4)$$

donde:

$k_j$ : Constante cinética de la reacción [ $\text{m}^3/(\text{mol} \cdot \text{s})$ ]

$k_{oj}$ : Factor pre exponencial [ $\text{m}^3/(\text{mol} \cdot \text{s})$ ]

$E_{aj}$ : Energía de activación [ $\text{J/mol}$ ]

$R$ : Constante universal de los gases. Su valor es  $8.314472 \text{ J}/(\text{K} \cdot \text{mol})$

$T$ : Temperatura absoluta [ $\text{K}$ ]

$j = 1, 2, \dots, 6$

Las constantes cinéticas totales de la reacción, para cada una de las etapas del proceso son:

$$r_1 = k_1 C_{TG} C_M - k_2 C_{DG} C_E \quad (2.5)$$

$$r_2 = k_3 C_{DG} C_M - k_4 C_{MG} C_E \quad (2.6)$$

$$r_3 = k_5 C_{MG} C_M - k_6 C_G C_E \quad (2.7)$$

donde:

$r_1, r_2, r_3$ : Constantes cinéticas totales de la reacción [ $\text{m}^3/(\text{mol} \cdot \text{s})$ ]

$C_{TG}, C_{DG}, C_{MG}, C_M, C_G, C_E$ : Concentraciones molares [ $\text{mol}/\text{m}^3$ ]

Para la obtención del modelo dinámico del reactor se asume que: la mezcla es perfecta, la presión es constante y el intercambio de energía entre las paredes del reactor y el aire alrededor del mismo son insignificantes.

Las ecuaciones de balance de masas de cada componente se describe como:

$$V \frac{dC_i}{dt} = F_o(C_{io} - C_i) - \sum_{j=1}^n r_j V \quad (2.8)$$

donde:

$V$ : Volumen del reactor [ $\text{m}^3$ ]

$F_o$ : Flujo de ingreso [ $\text{m}^3/\text{s}$ ]

$C_i$ : Concentración molar del componente [ $\text{mol}/\text{m}^3$ ]

$C_{io}$ : Concentración molar de ingreso del componente [ $\text{mol}/\text{m}^3$ ]

$r_j$ : Constante cinética total de la reacción [ $\text{m}^3/(\text{mol} \cdot \text{s})$ ]

A partir de esta ecuación se obtienen las siguientes relaciones para cada uno de los componentes:

$$V \frac{dC_{TG}}{dt} = -F_o(C_{TG_o} - C_{TG}) - r_1 V \quad (2.9)$$

$$V \frac{dC_{DG}}{dt} = -F_o(C_{DG_o} - C_{DG}) - (r_2 - r_1)V \quad (2.10)$$

$$V \frac{dC_{MG}}{dt} = -F_o(C_{MG_o} - C_{MG}) - (r_3 - r_2)V \quad (2.11)$$

$$V \frac{dC_M}{dt} = -F_o(C_{M_o} - C_M) - (r_1 + r_2 + r_3)V \quad (2.12)$$

$$V \frac{dC_G}{dt} = -F_o C_G + r_3 V \quad (2.13)$$

$$V \frac{dC_E}{dt} = -F_o E_G + (r_1 + r_2 + r_3)V \quad (2.14)$$

La ecuación de balance de energía del reactor se describe como:

$$V \sum_{i=1}^6 C_i C_{p_i} \frac{dT}{dt} = F_o (C_{TG_o} C_{p_{TG}} + C_{DG_o} C_{p_{DG}} + C_{MG_o} C_{p_{MG}} + C_{A_o} C_{p_A}) (T_o - T) - \quad (2.15)$$

$$1 \quad V \sum_{j=1}^3 r_j \Delta H_j - U A_H (T_c - T)$$

donde:

$T$ : Temperatura del reactor [K]

$C_{p_i}$ : Capacidad calorífica del componente [J/ (mol · s)]

$T_o$ : Temperatura de ingreso [K]

$\Delta H_j$ : Calor de la reacción [J/ mol]

$U$ : Coeficiente total de transferencia de calor [W/ (m<sup>2</sup> · K)]

$A_H$ : Área total de transferencia de calor [m<sup>2</sup>]

$T_c$ : Temperatura de la chaqueta [K]

En la ecuación (2.15),  $C_i$  y  $C_{p_i}$  dependen de la temperatura, pero para el caso de estudio se asume que este último es constante, debido a que este valor no cambia mucho.

El coeficiente total de transferencia de calor depende principalmente del flujo de refrigerante ( $F_c$ ) y la velocidad de giro del agitador ( $N$ ), lo cual se detalla en la ecuación encontrada en [85] y que se muestra a continuación:

$$U = 735.5 F_c^{1.095} N^{0.405} \quad (2.16)$$

donde:

$U$ : Coeficiente total de transferencia de calor [ $W / (m^2 \cdot K)$ ]

$F_C$ : Flujo de refrigerante [ $m^3$ ]

$N$ : Velocidad de giro del agitador [rps]

En [17], se muestra el porcentaje de masa de esteres metílicos de ácidos grasos (fatty acid methyl ester - FAME)  $\chi_E$  como una variable controlada. Esta variable nos permite medir el porcentaje de conversión de los triglicéridos del aceite en esteres metílicos y se halla por medio de la siguiente ecuación:

$$\chi_E = \frac{m_E}{m_{TG} + m_{DG} + m_{MG} + m_E} \times 100\% \quad (2.17)$$

donde:

$m_E$ : Masa de esteres metílicos [Kg]

$m_{TG}$ : Masa de triglicéridos [Kg]

$m_{DG}$ : Masa de diglicéridos [Kg]

$m_{MG}$ : Masa de monoglicéridos [Kg]

Para hallar las masas de los componentes, es necesario usar la fracción de masa del componente representada por  $x_i$ , esta variable se relaciona con la concentración molar mediante la siguiente ecuación:

$$x_i = C_i \frac{M_i}{\rho} \quad (2.18)$$

donde:

$x_i$ : Fracción de masa del componente

$C_i$ : Concentración molar del componente [ $mol/m^3$ ]

$M_i$ : Masa molar del componente [Kg/mol]

$\rho$ : Densidad [ $Kg/m^3$ ]

Usando las ecuaciones (2.17) y (2.18), se puede obtener  $\chi_E$  en función de las concentraciones de los triglicéridos, diglicéridos, monoglicéridos y esteres metílicos, como se muestra en la siguiente ecuación:

$$\chi_E = \frac{C_E M_E}{C_{TG} M_{TG} + C_{DG} M_{DG} + C_{MG} M_{MG} + C_E M_E} \times 100\% \quad (2.19)$$

## 2.5. Descripción y características de la planta

### 2.5.1. Descripción de la planta

La planta objeto de estudio está conformado por un reactor continuo de tanque agitado (CSTR), que cuenta con una tubería de entrada y una de salida. El flujo de ingreso está formado por una mezcla del aceite vegetal usado con el alcohol (metanol) que ha sido previamente precalentada en una etapa anterior. El reactor CSTR también cuenta con un agitador que es controlado para mantener una mezcla uniforme.

Adicionalmente, el reactor tiene una camisa de refrigeración a través de la cual se hace circular un líquido refrigerante. El líquido refrigerante a usar será el agua. En la figura 2.6 se observa un esquema de la planta.

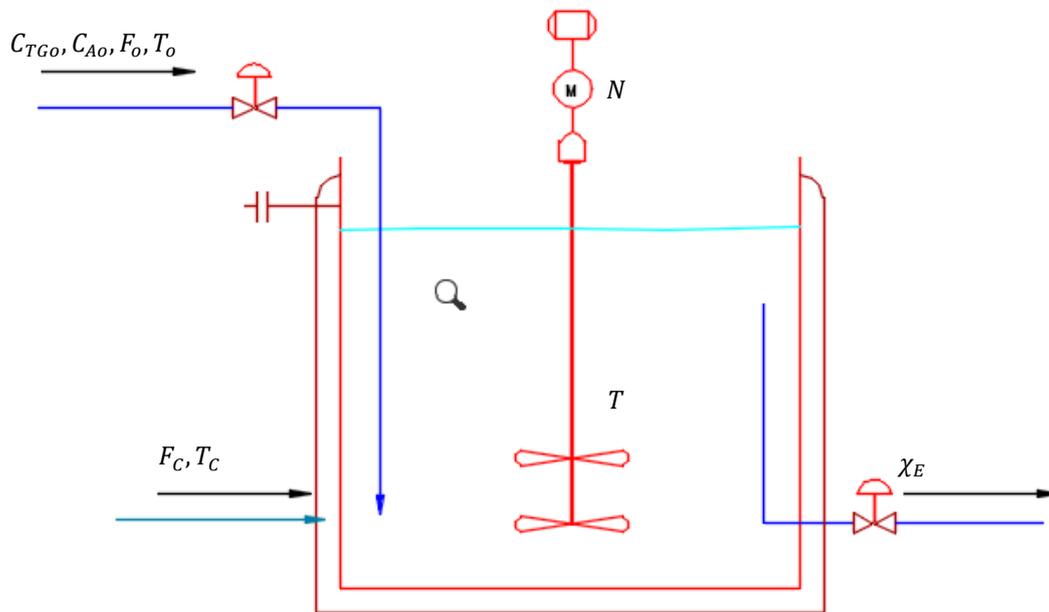


Figura 2.6: Esquema de la planta estudiada.

### 2.5.2. Características de la planta

La variable a controlar es la temperatura de la mezcla de aceite con alcohol en el interior del reactor. La fracción másica de ácidos grasos de esteres metílicos (FAME) que también es una variable de salida del sistema sólo será observada para verificar que se cumple con los objetivos de la tesis de lograr una mejora en la eficiencia de conversión.

**a. Variables de entrada**

- Flujo de ingreso ( $F_o$ )
- Temperatura de la mezcla de ingreso ( $T_o$ )
- Concentración de triglicéridos de la mezcla de ingreso ( $C_{TGo}$ )
- Concentración de alcohol de la mezcla de ingreso ( $C_{Ao}$ )
- Flujo del refrigerante ( $F_c$ )
- Temperatura del refrigerante ( $T_c$ )
- Velocidad de giro del agitador ( $N$ )

**b. Estados del sistema**

- Concentración de triglicéridos ( $C_{TG}$ )
- Concentración de diglicéridos ( $C_{DG}$ )
- Concentración de monoglicéridos ( $C_{MG}$ )
- Concentración de metanol ( $C_M$ )
- Concentración de glicerol ( $C_G$ )
- Concentración de esteres metílicos ( $C_E$ )
- Temperatura del reactor ( $T$ )

**c. Variables de salida**

- Fracción másica de ácidos grasos de esteres metílicos ( $\chi_E$ )
- Temperatura del reactor ( $T$ )

## 2.6. Validación del modelo matemático

### 2.6.1. Simulación del modelo

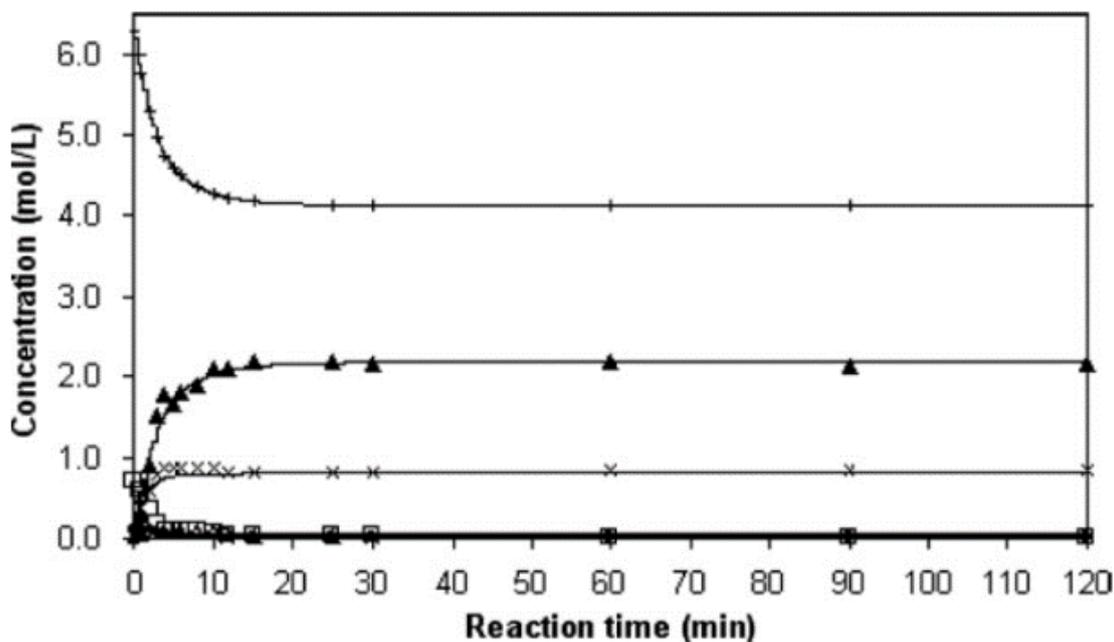
La simulación del modelo matemático del reactor se realizó con la ayuda del software Matlab, en el cual se implementó una función S en Simulink. Para ello se usaron las ecuaciones del (2.9) al (2.15) para representar el modelo matemático del reactor, junto a las ecuaciones auxiliares: (2.4) al (2.7), (2.16) y (2.19).

Los parámetros del reactor y las constantes químicas (como la capacidad calorífica, calor de la reacción, constantes cinéticas de la reacción, energía de activación) usadas para la simulación del proceso se detallan en el anexo A.

### 2.6.2. Validación del modelo del sistema

Para la validación del modelo matemático se compararon los resultados obtenidos a partir de la simulación del proceso y los resultados experimentales mostrados en [15]. Para la simulación se tomaron los datos de la tabla A.7 del anexo A como los valores iniciales de la concentración y la temperatura inicial se consideró como 50°C. Debido a que los datos experimentales usados para la validación son de un reactor tipo batch, se procedió a simular el proceso considerando que el flujo de ingreso y el flujo del refrigerante son iguales a cero.

En las figuras 2.7 y 2.9 se muestra la respuesta temporal según [15], mientras que en las figuras 2.8 y 2.10 se muestran las respuestas temporales de las variables consideradas en el modelo derivado, obtenidas mediante simulación.



Fuente: [15]

Respuesta temporal de la concentración para  $T = 50^{\circ}\text{C}$ , donde se representa los datos de simulación y los datos experimentales (línea continua, datos de simulación;  $\square$ , triglicéridos;  $\circ$ , diglicéridos;  $\Delta$ , monoglicéridos;  $\times$ , glicerol;  $\blacktriangle$ , esteres metílicos;  $+$ , metanol)

Figura 2.7: Respuesta temporal de la concentración según [15].

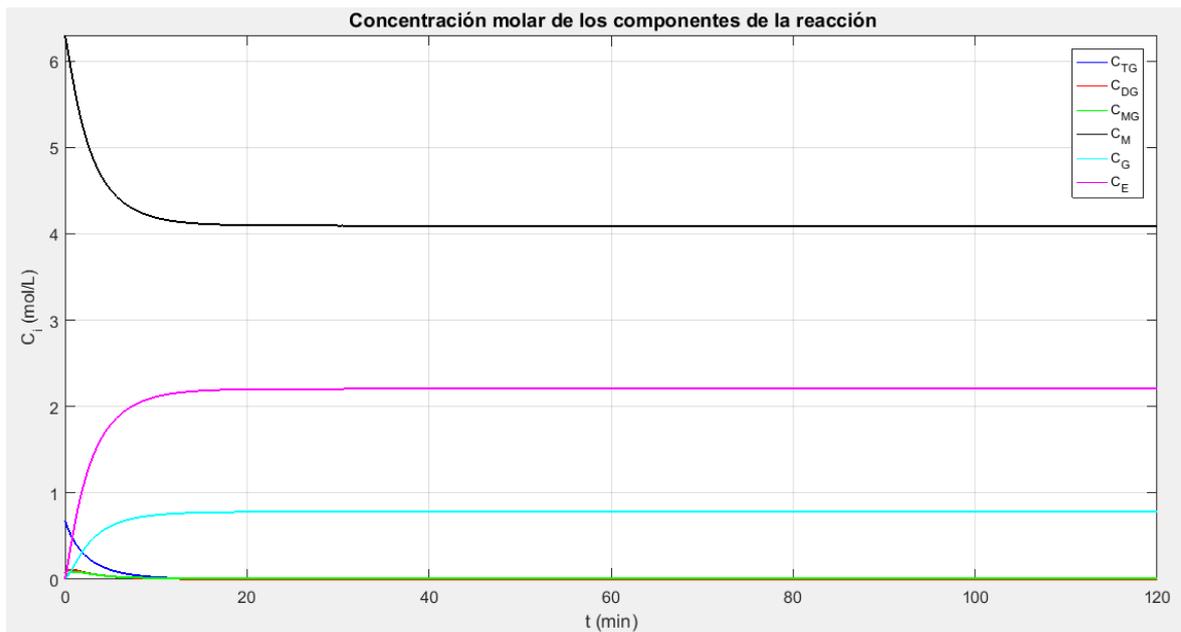
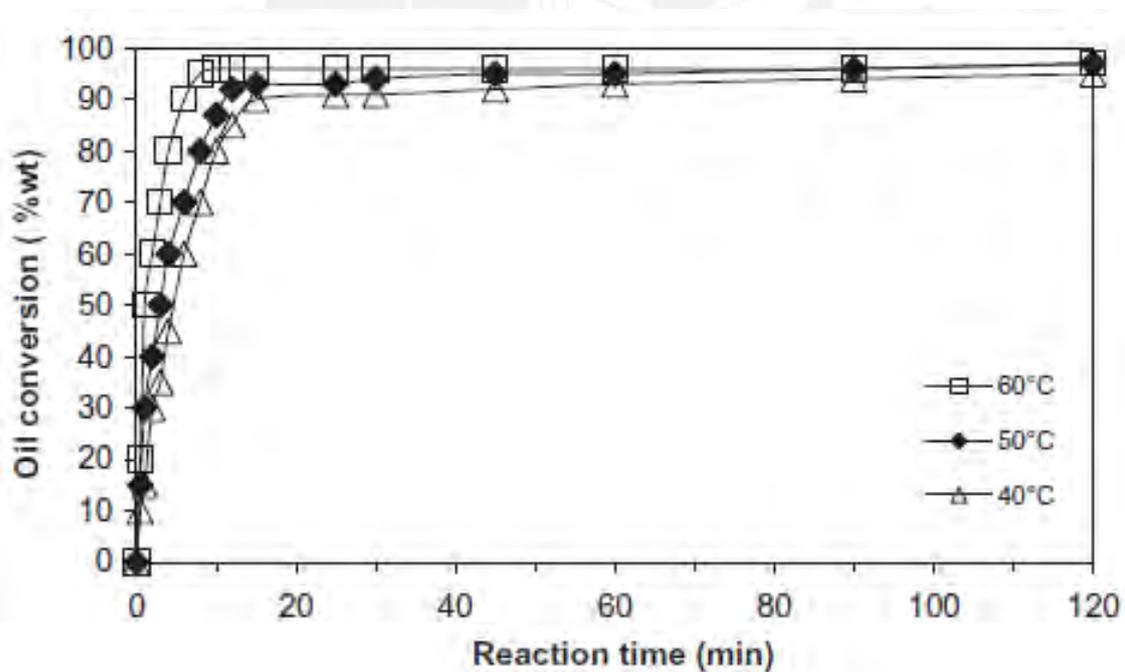


Figura 2.8: Respuesta temporal de la concentración obtenida mediante simulación del modelo matemático, para una temperatura inicial de 50°C.



Fuente: [15]

Figura 2.9: Respuesta temporal del porcentaje de conversión del aceite según [15] para diferentes temperaturas.

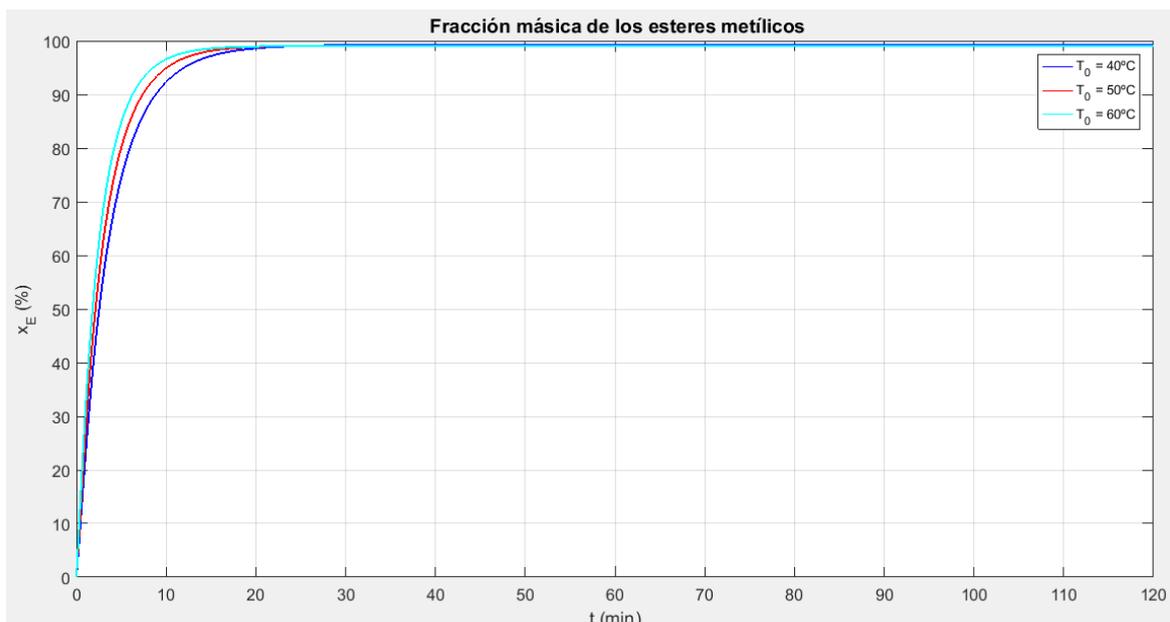


Figura 2.10: Respuesta temporal de la fracción másica de los esteres metílicos, obtenida mediante simulación del modelo matemático, para diferentes temperaturas.

En las gráficas mostradas se observa que las respuestas temporales de todas las variables tienen un comportamiento dinámico similar. En la tabla 2.1, se resumen las características de las respuestas temporales obtenidas.

Tabla 2.1: Características de las curvas de concentración.

Curva	$C_E$ :			$C_M$ :	
	Tiempo de establecimiento (min)	Valor en estado estacionario (mol/L)	Valor para t = 15 min	Tiempo de establecimiento (min)	Valor en estado estacionario (mol/L)
Experimental	15	2.1458	2.0875	15	4.125
Simulación	15	2.2053	2.1834	15	4.097

A partir de los valores presentados en la tabla 2.1, se puede hallar el error porcentual.

$$error\ porcentual = \frac{1}{N} \sum \frac{|y_{exp} - y_{calc}|}{y_{exp}} \quad (2.20)$$

donde  $N$ , denota el número de muestras que para el caso de  $C_E$  es 2 y en la caso de  $C_M$  es 1, obteniéndose un error porcentual de 3.68% para los esteres metílicos y 0.68% para el metanol.

Los resultados de validación obtenidos muestran que el modelo matemático describe de forma adecuada el proceso objeto de estudio y por consiguiente puede ser utilizado en el diseño de sistemas de control del proceso objeto de estudio.

## 2.7. Conclusiones

- La reacción de transesterificación comprende reacciones consecutivas y reversibles que hacen que esta reacción química sea compleja.
- La ecuación de Arrhenius presenta un término no lineal, lo cual introduce esta característica a las ecuaciones matemáticas que describe el proceso estudiado.
- Las ecuaciones de balance de masa y energía permiten obtener un modelo matemático del proceso.
- El modelo matemático obtenido describe de forma adecuada el proceso objeto de estudio, por lo tanto puede ser usado para el diseño del controlador QDMC.



# **CAPÍTULO 3: ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO Y LINEALIZACIÓN DEL MODELO MATEMÁTICO DE LA TEMPERATURA DEL REACTOR DE TRANSESTERIFICACIÓN.**

## **3.1. Introducción**

El diseño de controladores requiere aplicar la técnica más sencilla posible [5]. El uso de controladores avanzados debe restringirse a procesos complejos y su uso debe estar bien justificado [58]. Por ello en este capítulo, se analiza la dinámica del sistema en lazo abierto con la finalidad de mostrar las no linealidades inherentes del sistema. También se analizan las interacciones entre las variables con la finalidad de justificar el uso de un controlador dinámico de matriz cuadrática (QDMC).

Para el análisis del sistema, se estableció un rango de operación y posteriormente se estableció un punto de operación, que es usado en la linealización del sistema. Debido a que el controlador QDMC requiere de un modelo lineal para su diseño.

En base al análisis del comportamiento dinámico del sistema se determinaron las variables de control y de perturbación.

## **3.2. Selección de las variables de control y perturbaciones del sistema**

La selección de la variable de control es de suma importancia para el diseño de un buen controlador, por ello en esta sección se procede primeramente a analizar el comportamiento del sistema. Posteriormente, se definen las características de la planta y se especifica la variable de control y la perturbación medible que serán usadas para el diseño del controlador QDMC.

### **3.2.1. Análisis del comportamiento del sistema**

Para analizar el comportamiento del sistema frente a distintos cambios de las variables de entrada, se realizaron pruebas tomando como punto de inicio las condiciones de operación que se muestran en la tabla 3.1. Como siguiente paso, se variaron las señales de entrada dentro de los rangos de operación mostrados en la tabla 3.2.

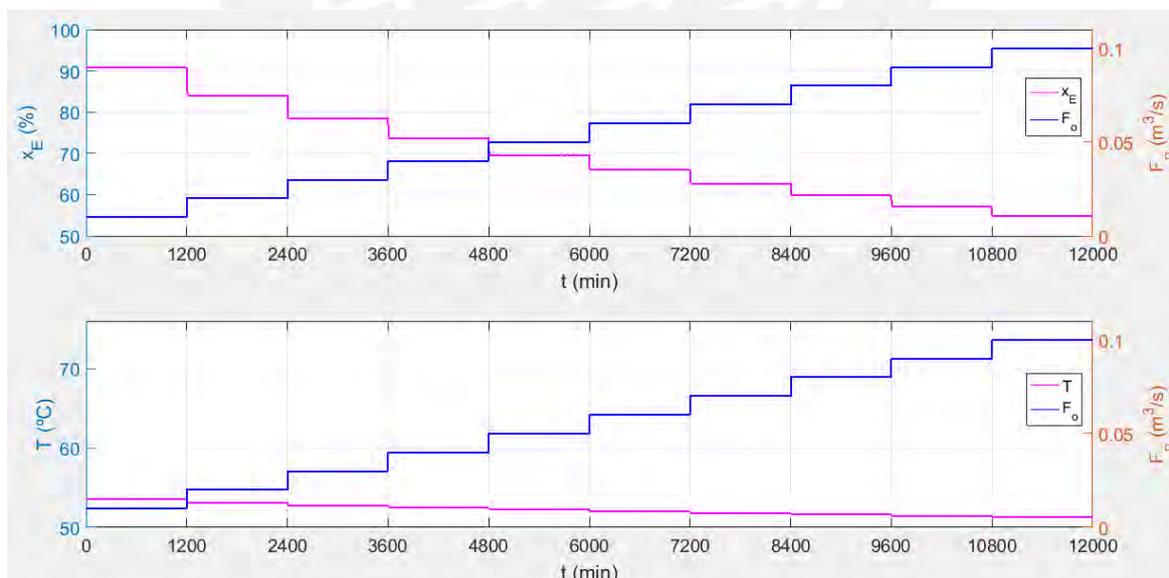
En las figuras 3.1 al 3.7 se muestra las respuestas temporales del sistema frente a los cambios en las entradas alrededor de los rangos de operación de la tabla 3.2.

Tabla 3.1: Condiciones de operación iniciales para análisis del comportamiento del sistema.

Parámetros	Símbolo	Valor	Unidad
Flujo de ingreso	$F_o$	0.01	m <sup>3</sup> /s
Temperatura de la mezcla de ingreso	$T_o$	50	°C
Flujo del refrigerante	$F_C$	0.001	m <sup>3</sup> /s
Temperatura del refrigerante	$T_C$	15	°C
Velocidad de giro del agitador	$N$	6	rps
Concentración de triglicéridos de la mezcla de ingreso	$C_{TGo}$	611	mol/m <sup>3</sup>
Concentración de alcohol de la mezcla de ingreso	$C_{Mo}$	5670	mol/m <sup>3</sup>

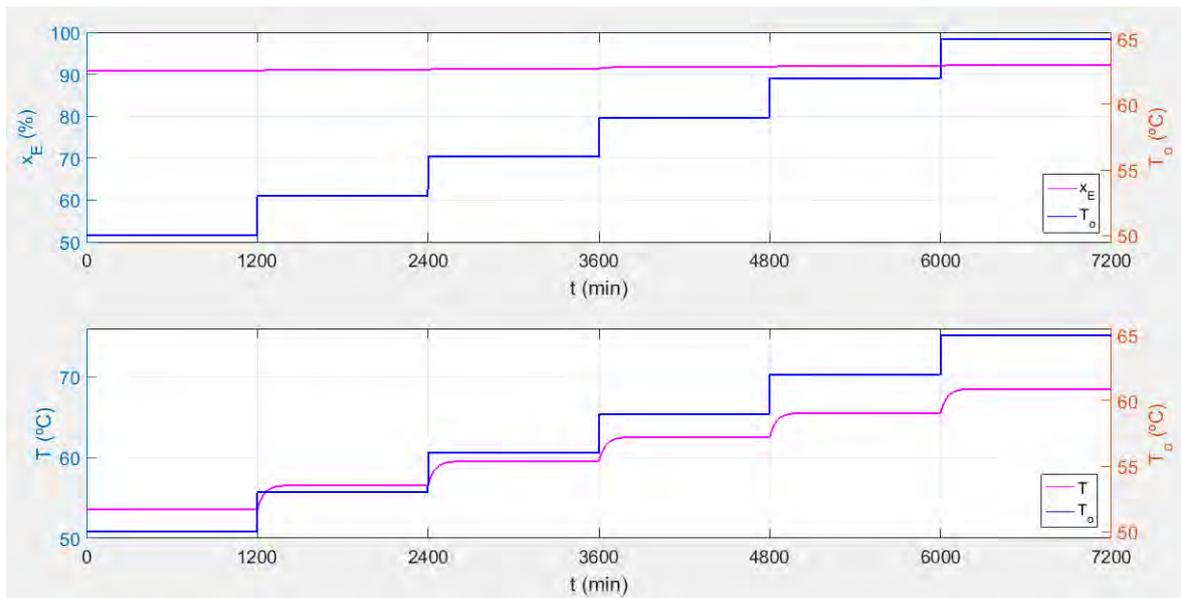
Tabla 3.2: Rango de operación de las variables de entrada.

Parámetros	Símbolo	Valor			Unidad
		Mínimo	Máximo	Incremento	
Flujo de ingreso	$F_o$	0.01	0.1	0.01	m <sup>3</sup> /s
Temperatura de la mezcla de ingreso	$T_o$	50	65	3	°C
Flujo del refrigerante	$F_C$	0.001	0.01	0.001	m <sup>3</sup> /s
Temperatura del refrigerante	$T_C$	15	25	1	°C
Velocidad de giro del agitador	$N$	6	18	2	rps
Concentración de triglicéridos de la mezcla de ingreso	$C_{TGo}$	611	746.9	27.16	mol/m <sup>3</sup>
Concentración de alcohol de la mezcla de ingreso	$C_{Mo}$	5670	6930	252	mol/m <sup>3</sup>



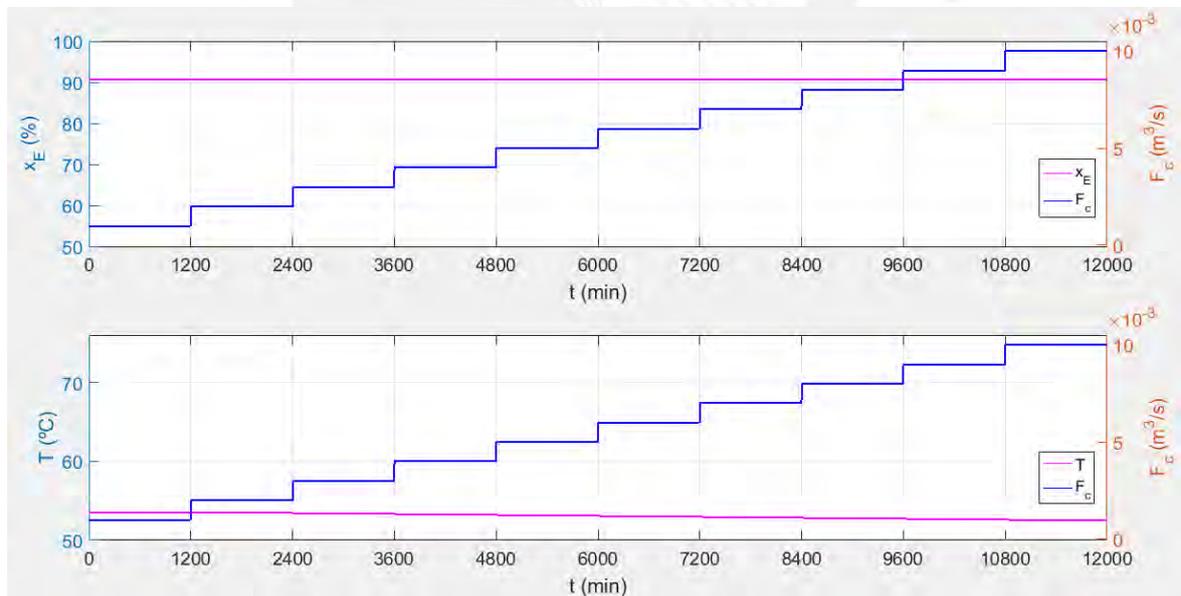
El flujo de ingreso  $F_o$  varía desde 0.01 m<sup>3</sup>/s a 0.1 m<sup>3</sup>/s con cambios de 0.01 m<sup>3</sup>/s cada 1200 min. Los demás parámetros se mantienen en los valores expresados en la tabla 3.2.

Figura 3.1: Respuesta del sistema para la variación de  $F_o$ .



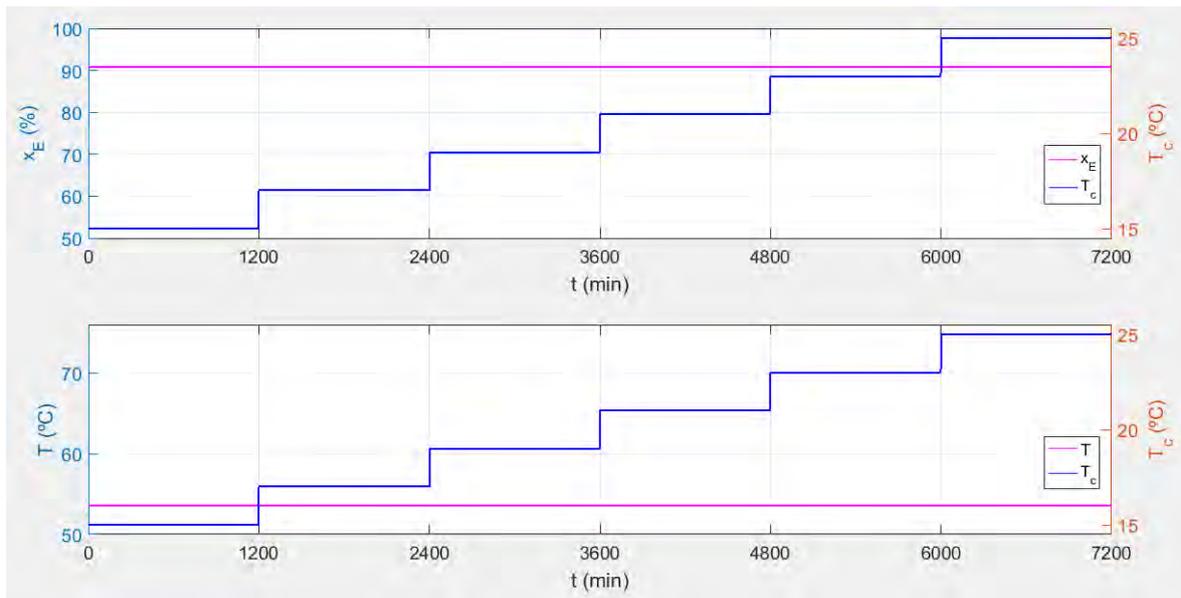
La temperatura de ingreso  $T_o$  varía desde 50 °C a 65 °C con cambios de 3 °C cada 1200 min. Los demás parámetros se mantienen en los valores expresados en la tabla 3.2.

Figura 3.2: Respuesta del sistema para la variación de  $T_o$ .



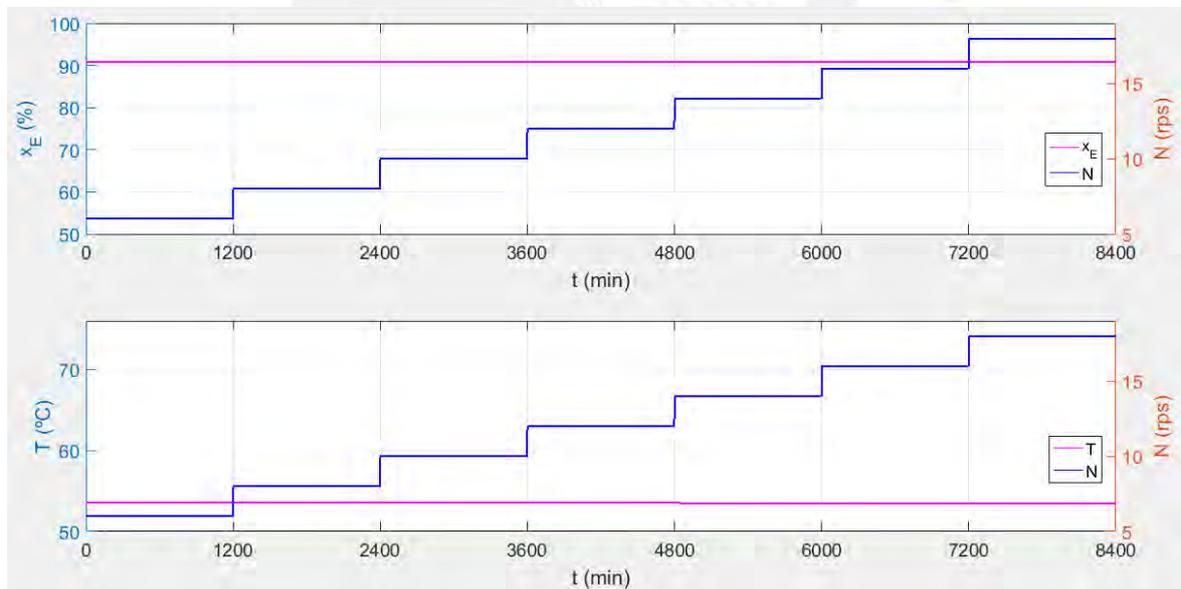
El flujo del refrigerante  $F_c$  varía desde 0.001 m³/s a 0.01 m³/s con cambios de 0.001 m³/s cada 1200 min. Los demás parámetros se mantienen en los valores expresados en la tabla 3.2.

Figura 3.3: Respuesta del sistema para la variación de  $F_c$ .



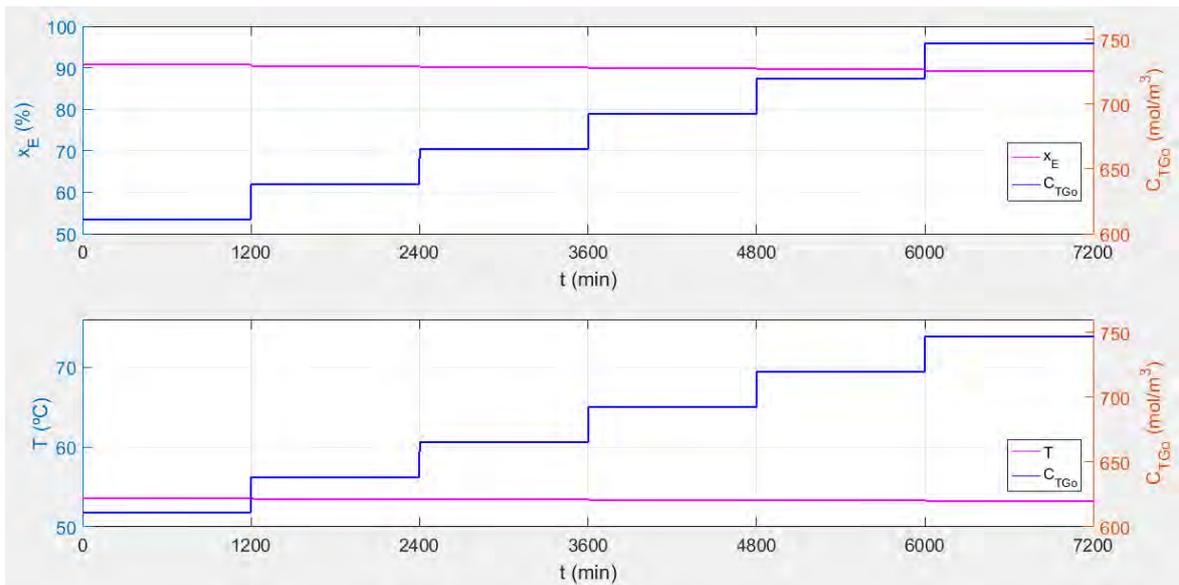
La temperatura del refrigerante  $T_c$  varía desde 15°C a 25°C con cambios de 2°C cada 1200 min. Los demás parámetros se mantienen en los valores expresados en la tabla 3.2.

Figura 3.4: Respuesta del sistema para la variación de  $T_c$ .



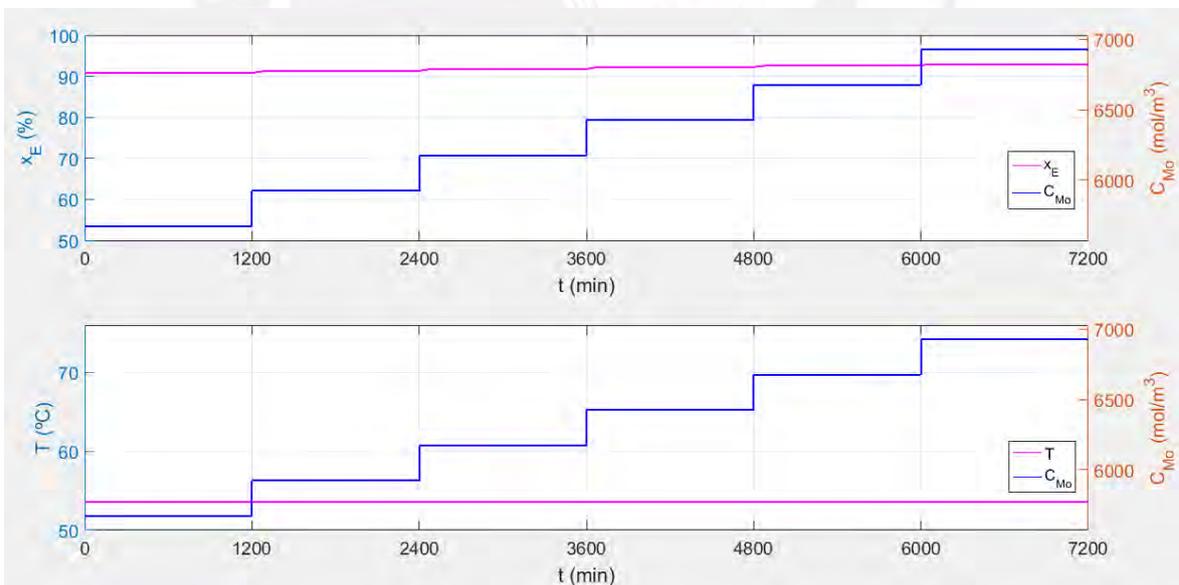
La velocidad de giro del agitador  $N$  varía desde 6 a 18 rps, con cambios de 2 rps cada 1200 min. Los demás parámetros se mantienen en los valores expresados en la tabla 3.2.

Figura 3.5: Respuesta del sistema para la variación de  $N$ .



La concentración de triglicéridos  $C_{TGo}$  varía desde 611 a 746.9 mol/ m<sup>3</sup>, con cambios de 27.16 mol/ m<sup>3</sup> cada 1200 min. Los demás parámetros se mantienen en los valores expresados en la tabla 3.2.

Figura 3.6: Respuesta del sistema para la variación de  $C_{TGo}$ .



La concentración de metanol  $C_{Mo}$  varía desde 5670 a 6930 mol/m<sup>3</sup>, con cambios de 252 mol/ m<sup>3</sup> cada 1200 min. Los demás parámetros se mantienen en los valores expresados en la tabla 3.2.

Figura 3.7: Respuesta del sistema para la variación de  $C_{Mo}$ .

A partir de las características estáticas del sistema mostradas en las figuras anteriores, se observa que:

- La velocidad de giro  $N$  en el rango de operación considerado no genera variaciones considerables al sistema para ninguna de las variables de salida.
- El flujo de ingreso es la única variable de entrada que genera una variación considerable en el porcentaje de masa de FAME.
- Las variables de concentración de triglicéridos y metanol generan una variación muy pequeña en la temperatura y en el porcentaje de masa de FAME.
- La temperatura de ingreso, el flujo de refrigerante y el flujo de ingreso de la mezcla ejercen una influencia considerable en la temperatura. Siendo las dos primeras, las que generan un mayor efecto en esta variable de salida.

### 3.2.2. Características de la planta objeto de estudio

A partir de las conclusiones mencionadas en la sección previa, se realiza la siguiente caracterización de la planta objeto de estudio:

- *Variable controlada*: Temperatura del reactor  $T$
- *Variable de control*: Temperatura de ingreso  $T_o$
- *Perturbación medible*: Flujo de ingreso  $F_o$

### 3.3. Linealización del modelo matemático

La linealización es una aproximación lineal de un sistema no lineal que es válida en una región pequeña alrededor del punto de operación.

La expresión de Arrhenius:

$$k_j = k_{oj} \exp(-E_{aj}/RT) \quad (3.1)$$

define las principales relaciones existentes entre las variables de estado del sistema. El término exponencial es no lineal, y ello implica que el sistema en general tenga este tipo de comportamiento.

#### 3.3.1. Punto de operación del sistema

Se utilizó la función *findop* de Matlab, para obtener el punto de operación del sistema bajo las condiciones de operación expresadas en la tabla 3.3.

Tabla 3.3: Condiciones de operación para linealización del modelo.

Condiciones de operación del sistema	Símbolo	Valor	Unidad
Flujo de ingreso	$F_o$	0.01	m <sup>3</sup> /s
Temperatura de la mezcla de ingreso	$T_o$	60	°C
Flujo del refrigerante	$F_C$	0.001	m <sup>3</sup> /s
Temperatura del refrigerante	$T_C$	20	°C
Velocidad de giro del agitador	$N$	12	rps
Concentración de triglicéridos de la mezcla de ingreso	$C_{TGo}$	679	mol/m <sup>3</sup>
Concentración de alcohol de la mezcla de ingreso	$C_{Mo}$	6300	mol/m <sup>3</sup>

Con los valores de la tabla 3.3, considerando que los valores iniciales de las concentraciones toman los valores de la tabla A.7 del anexo A y que la temperatura inicial es 60°C, se obtienen las siguientes respuestas temporales mostradas en la figura 3.8.

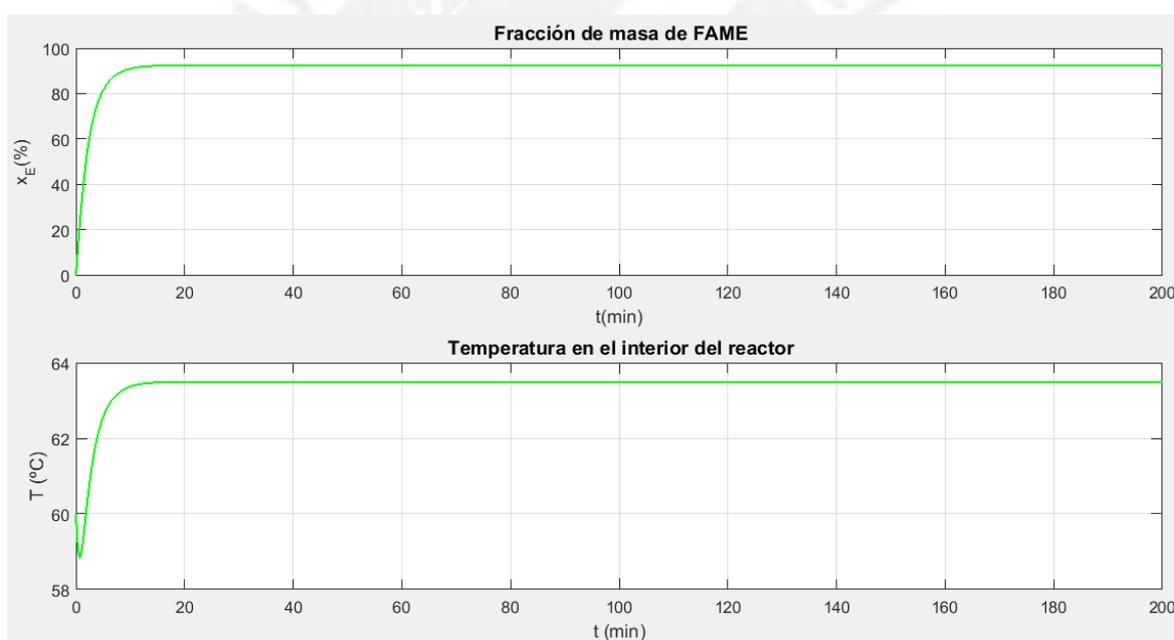


Figura 3.8: Respuestas temporales de las variables del reactor para las condiciones de operación de la tabla 3.3.

De la figura 3.8, se observa que el comportamiento de la temperatura es mucho más complejo que el de la fracción de masa de FAME. La temperatura tiene una respuesta más lenta con un tiempo de establecimiento de alrededor de 170 min y presenta una respuesta inversa que puede apreciarse en la figura 3.9. Por otro lado, la variable  $\chi_E$  presenta un tiempo de establecimiento de aproximadamente 20 min.

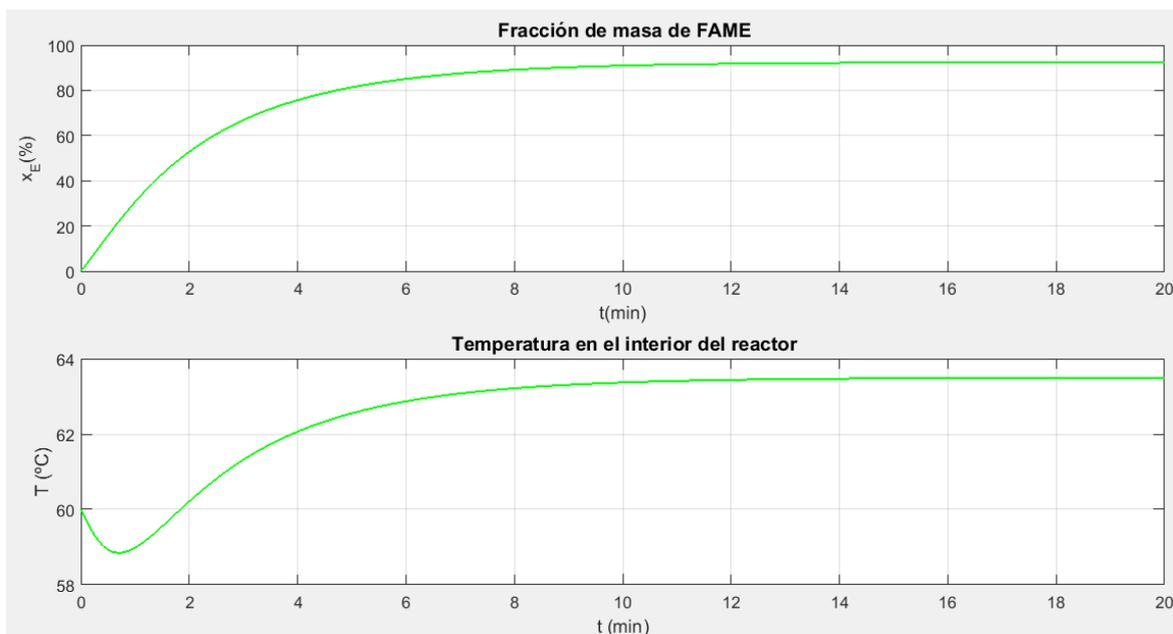


Figura 3.9: Respuestas temporales del sistema para las condiciones de operación de la tabla 3.3, durante los primeros 20 minutos.

Mediante el uso de la función *findop* de Matlab, y bajo las condiciones de operación de la tabla 3.3, se obtuvieron los valores de las variables de salida que se muestran en la tabla 3.4 y las condiciones de estado estable del sistema que se muestran en la tabla 3.5.

Tabla 3.4: Valores de las variables de salida en el punto de operación.

Parámetros	Símbolo	Valor	Unidad
Porcentaje másico de FAME	$\chi_E$	92.4	%
Temperatura del reactor	$T$	63.4	°C

Tabla 3.5: Estado estable.

Parámetros	Símbolo	Valor	Unidad
Concentración de triglicéridos	$C_{TG}$	40.4	mol/m <sup>3</sup>
Concentración de diglicéridos	$C_{DG}$	12.7	mol/m <sup>3</sup>
Concentración de monoglicéridos	$C_{MG}$	17.7	mol/m <sup>3</sup>
Concentración de metanol	$C_M$	4240	mol/m <sup>3</sup>
Concentración de glicerol	$C_G$	724	mol/m <sup>3</sup>
Concentración de esteres metílicos	$C_E$	2060	mol/m <sup>3</sup>
Temperatura del reactor	$T$	63.4	°C

### 3.3.2. Linealización del modelo

En el presente trabajo, se utilizó un modelo en espacio de estados de la forma:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx + Bu.\end{aligned}$$

donde:

$$x = \begin{bmatrix} C_{TG} \\ C_{DG} \\ C_{MG} \\ C_M \\ C_G \\ C_E \\ T \end{bmatrix}$$

$$u = \begin{bmatrix} T_o \\ F_c \end{bmatrix}$$

$$y = T$$

La función *findop* permitió obtener los siguientes valores:

$$x_o = \begin{bmatrix} 40.4 \\ 12.7 \\ 17.7 \\ 4240 \\ 724 \\ 2060 \\ 63.4 \end{bmatrix}$$

$$u_o = \begin{bmatrix} 60 \\ 0.01 \\ 678.57 \\ 6300 \\ 0.001 \\ 20 \\ 12 \end{bmatrix}$$

$$\frac{dx}{dt} = \begin{bmatrix} -2.23E - 81 \\ -3.57E - 81 \\ -2.47E - 91 \\ -6.96E - 91 \\ -1.59E - 81 \\ -6.96E - 91 \\ -4.04E - 10 \end{bmatrix}$$

$$y_o = \begin{bmatrix} 63.4 \\ 92.4 \end{bmatrix}$$

Para la obtención de este modelo, se utilizó la función *linearize* de Matlab que permite obtener un modelo en espacio de estados del sistema alrededor del punto de operación obtenido anteriormente con la función *findop*. El tiempo de muestreo usado para la linealización es  $T_s = 20$  s.

Las matrices *A*, *B*, *C* y *D* del modelo obtenido se muestran a continuación.

$$A = \begin{bmatrix} -0.0069 & 0.0024 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0040 \\ 0.0066 & -0.0335 & 0.0075 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0308 & -0.0370 & 0 & 0 & 0 & 0.0064 \\ -0.0066 & -0.0284 & -0.0217 & 0 & 0 & 0 & -0.0070 \\ 0 & 0 & 0.0291 & 0 & 0 & 0 & -0.0017 \\ 0.0066 & 0.0284 & 0.0217 & 0 & 0 & 0 & 0.0070 \\ 0 & 0 & 0.0010 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 3.69E-4 & -0.0489 \end{bmatrix}$$

$$C = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

### 3.4. Análisis del modelo lineal

#### 3.4.1. Punto de equilibrio

Usando la definición de punto de equilibrio brindada por [43]: «Un punto de equilibrio  $x_e$  en el espacio de estado es un punto en el cual un sistema permanece en ausencia de entradas externas o perturbaciones.»

Es decir que para que  $x_e$  sea un punto de equilibrio, se debe cumplir que:

$$\dot{x}_e = 0$$

De los valores obtenidos con la función *findop*, se observa que los valores de las derivadas:

$$\frac{dx}{dt} = \begin{bmatrix} -2.23E-81 \\ -3.57E-81 \\ -2.47E-91 \\ -6.96E-91 \\ -1.59E-81 \\ -6.96E-91 \\ -4.04E-10 \end{bmatrix}$$

son cercanas a 0, por lo cual  $x_o$  es un punto de equilibrio.

#### 3.4.2. Estabilidad del sistema

Para analizar la estabilidad en el espacio de estados se utiliza la definición brindada por [43]. El cual establece que para que un sistema sea estable, en el sentido de Lyapunov, todos los

autovalores de la matriz  $A$  deben ser estar en la región de estabilidad (mitad izquierda del plano  $s$  para sistemas continuos).

Los autovalores de la matriz  $A$  son:

$$\begin{bmatrix} -0.0509 \\ -0.0211 \\ -0.0065 \\ -0.0004 \\ -0.0004 \\ -0.0004 \\ -0.0004 \end{bmatrix}$$

Dado que todos los valores son negativos, y se encuentran en la región de estabilidad, el sistema es estable.

### 3.5. Conclusiones

- El análisis del comportamiento dinámico permitió caracterizar la planta y determinar la variable de control y las perturbaciones del sistema.
- El punto de operación considerado también es un punto de equilibrio.
- La planta objeto de estudio representa a un sistema estable, lo cual fue comprobado mediante el análisis de los autovalores del modelo lineal en espacio de estados.

# CAPÍTULO 4: DISEÑO DEL CONTROLADOR PREDICTIVO DEL REACTOR DE TRANSESTERIFICACIÓN.

## 4.1. Introducción al controlador QDMC

El QDMC es un controlador predictivo que permite lidiar con sistemas no lineales de dinámica compleja y también permite imponer restricciones a las variables de control y de salida. Esto permite trabajar alrededor de las restricciones y tener cambios suaves en la variable controlada.

Para el diseño del controlador QDMC, primeramente se abordará la base teórica que fundamenta a este controlador y posteriormente se procederá a su diseño para el control del reactor de transesterificación.

En este capítulo también se realiza el diseño de un controlador DMC usado con fines de comparación con el controlador QDMC.

## 4.2. Fundamentos del control predictivo

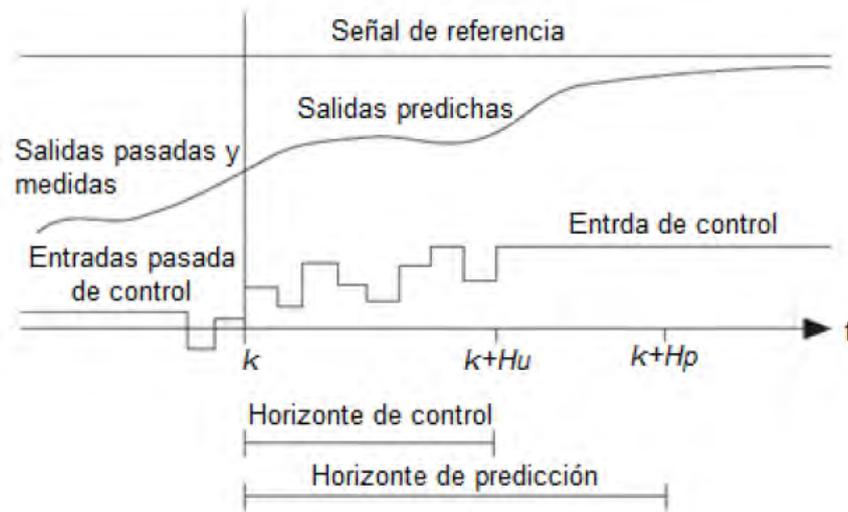
El término control predictivo basado en modelo (MPC) se refiere a un amplio rango de métodos de control que utilizan un modelo del proceso para obtener una señal de control por medio de la minimización de una función objetivo. Los diferentes controladores MPC sólo difieren entre ellos en el modelo usado para la representación del proceso, las perturbaciones y la función de costo a minimizar [23].

### 4.2.1. Estrategia de control MPC

La estrategia usada por los controladores que pertenecen a la familia de MPC sigue la secuencia que se describe a continuación y se muestra en la figura 4.1:

1. Se utiliza un modelo dinámico, denominado modelo de predicción, para hallar la salida del sistema sobre un horizonte determinado (horizonte de predicción  $p$ ). Las salidas futuras depende de valores pasados de las entradas y salidas del sistema; y de las señales de control futuras.
2. Se calcula las señales de control futuras, sobre un horizonte de control  $c$ , mediante la minimización de un criterio determinado que permite mantener la variable controlada lo más cercano posible a la trayectoria de referencia. Generalmente el criterio usado es una función cuadrática de los errores entre las señales calculadas y la trayectoria de referencia prevista. En la mayoría de los casos también se incluye el esfuerzo en el control en la función objetivo.

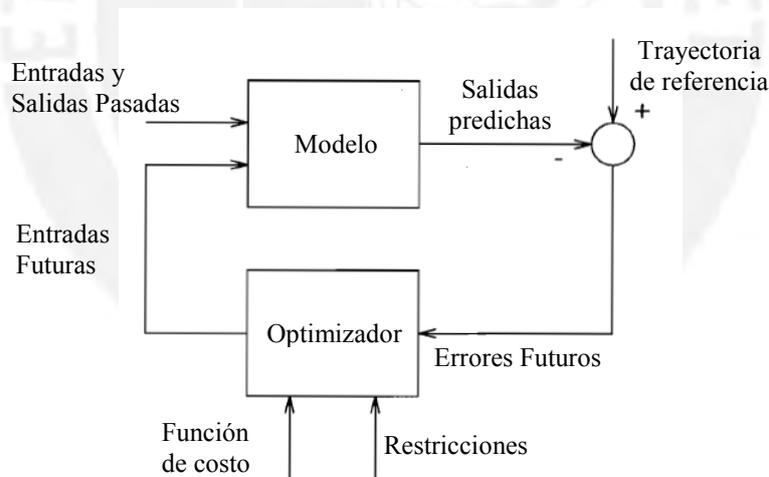
3. Se aplica la primera señal de control y se rechazan las demás señales, dado que en el siguiente instante de muestreo se repite el proceso desde el primer paso con los nuevos valores.



Fuente:

Figura 4.1: Idea básica del control predictivo.

La estructura básica de un controlador predictivo se describe en la figura 4.2.



Fuente:

Figura 4.2: Estructura básica de un controlador MPC.

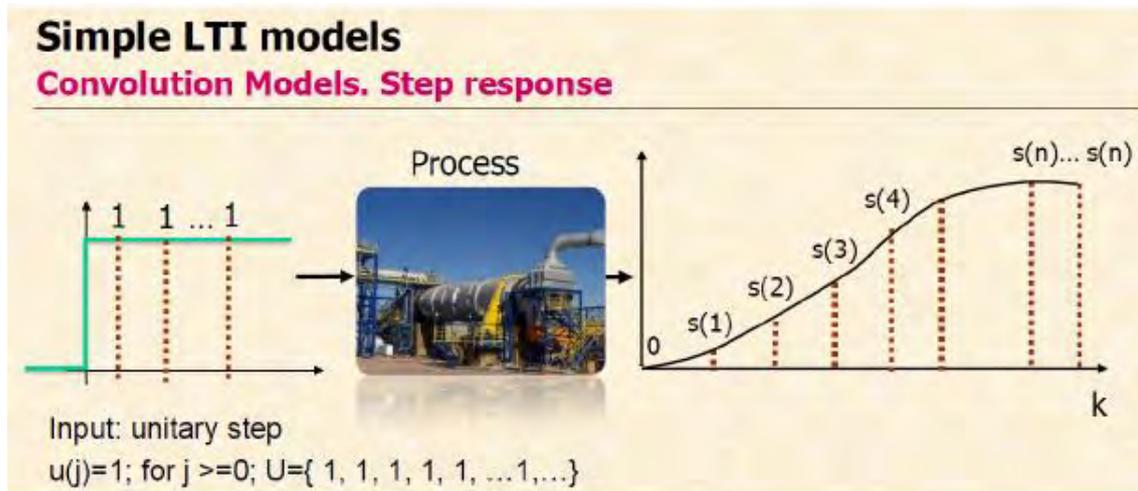
### 4.3. Controlador de matriz dinámica DMC

Para el diseño del controlador DMC se usaron las teorías y definiciones que se ofrecen en [59].

Considerar que en esta sección se denotan en **negrita** los vectores y matrices, en cambio los valores escalares tienen un formato normal.

### 4.3.1. Modelo de la respuesta finita al escalón unitario

En la figura 4.3, se muestra la respuesta a un escalón unitario.



Fuente:

Figura 4.3: Respuesta al escalón unitario.

La respuesta finita al escalón unitario (finite step response – FSR), se define como:

$$s = [s(1), s(2), s(3), \dots, s(n)]^T$$

Asumiendo que:

- No existe una reacción inmediata a la entrada del sistema (sistemas digitales), por lo tanto  $s(0) = 0$ .
- El sistema permanece estable luego de  $n$  instantes de tiempo, es decir  $s(n+1) = s(n+2) = \dots = s(n)$ .

La dinámica del sistema se puede describir completamente usando los coeficientes del modelo FSR. La salida para el instante  $k$ , se puede hallar con la siguiente expresión:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{\infty} s(i)\Delta u(k-i)$$

$$\underline{1} = s(n)u(k-n) + \sum_{i=1}^{n-1} s(i)\Delta u(k-i) \quad (4.1)$$

### 4.3.1. Modelo de predicción para una planta sin perturbaciones

Para el cálculo de la señal de control es necesario calcular el valor de la variable de salida sobre el horizonte de predicción. Esta señal de salida presenta de dos partes, una libre y otra forzada.

$$\text{Predicción de la salida} = \text{Predicción de la respuesta libre} + \text{Predicción de la respuesta forzada}$$

Para el cálculo de la respuesta libre, se asume que los cambios actuales y futuros de la entrada son iguales a 0,  $\Delta u(k) = \Delta u(k + 1) = \dots = 0$ .

La respuesta forzada corresponde a la respuesta del sistema debido a cambios actuales y futuros en la señal de entrada.

#### 4.3.1.1. Predicción de la salida

Usando la ecuación (4.1), se obtiene que la predicción de la salida es:

$$\begin{aligned}
 y(k|k) &= \underbrace{\sum_{i=1}^{n-1} s(i)\Delta u(k-i) + s(n)u(k-n)}_{f(k|k)} \\
 y(k+1|k) &= \underbrace{\sum_{i=1}^{n-1} s(i)\Delta u(k+1-i) + s(n)u(k+1-n)}_{f(k+1|k)} + s(1)\Delta u(k|k) \\
 y(k+2|k) &= \underbrace{\sum_{i=1}^{n-1} s(i)\Delta u(k+2-i) + s(n)u(k+2-n)}_{f(k+2|k)} \\
 &\quad \begin{matrix} \underline{1} & \underline{1} \\ \underline{1} & \underline{1} \\ & \vdots \end{matrix} + s(1)\Delta u(k+1|k) + s(2)\Delta u(k|k) \\
 y(k+n-1|k) &= \underbrace{s(n)u(k-1)}_{f(k+n-1|k)} + \sum_{i=1}^{n-1} s(i)\Delta u(k-i+n-1|k) \\
 y(k+n|k) &= \underbrace{s(n)u(k-1)}_{f(k+n-1|k)} + \sum_{i=1}^n s(i)\Delta u(k-i+n|k)
 \end{aligned} \tag{4.2}$$

donde el primer término del lado derecho de las expresiones anteriores corresponde a la respuesta libre  $f$  (una función de las entradas pasadas). El segundo término del lado derecho es la respuesta forzada (en función de los cambios de los valores actuales y futuros de la variable de entrada).

La ecuación (4.2), se puede expresar en forma matricial:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+n|k) \end{bmatrix}}_{\hat{y}(k+1)} = \underbrace{\begin{bmatrix} f(k+1|k) \\ f(k+2|k) \\ \vdots \\ f(k+n|k) \end{bmatrix}}_{f(k+1|k)} + \underbrace{\begin{bmatrix} s(1) & 0(1) & \dots & (1) & 0(1) \\ s(2) & s(1) & \ddots & (1) & \vdots & (1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & (1) & 0(1) & \\ s(n) & s(n-1) & \dots & (1) & s(1) \end{bmatrix}}_{\mathbf{G}} \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \Delta u(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+n-1|k) \end{bmatrix}}_{\Delta u(k)} \tag{4.3}$$

donde  $f(k+1|k)$  es la respuesta libre del sistema antes de que se conozca  $\Delta u(k|k)$ .

En resumen:

$$\hat{y}(k + 1) = \mathbf{M}f(k) + \mathbf{G}\Delta u(k) \quad (4.4)$$

donde  $\mathbf{M}f$  es la respuesta libre y  $\mathbf{G}$  es la llamada *matriz dinámica*, que describe los efectos generados en la salida del sistema debido a cambios en los valores actuales y futuros de la señal de entrada. La respuesta forzada está constituida por  $\mathbf{G}\Delta u$ .

#### 4.3.1.2. Respuesta libre del sistema

En el instante  $k + 1$ , la respuesta libre es:

$$f(k + 1) = [f(k + 1 | k), f(k + 2 | k), \dots, f(k + n - 1 | k), f(k + n - 1 | k)]^T + s\Delta u(k)$$

donde el último término  $f(k + n - 1 | k)$  se repite pues se asume que los transitorios han terminado luego de  $n$  instantes. El término más a la derecha representa los cambios generados debido al escalón de la entrada  $\Delta u$  que se aplicó en el instante  $k$ . La forma matricial de la respuesta libre está dada por:

$$f(k + 1) = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 1 & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{M}} f(k) + \underbrace{\begin{bmatrix} s(1) \\ s(2) \\ s(3) \\ \vdots \\ s(n) \end{bmatrix}}_s \Delta u(k) \quad (4.5)$$

donde  $\mathbf{M}$  es una matriz diagonal con unos por encima de la diagonal principal, y  $s$  es el vector de coeficientes de la respuesta al escalón unitario.

#### 4.3.2. Modelo de predicción para una planta con perturbaciones

Considerando que las perturbaciones medibles se representan por  $d$ , y las perturbaciones no medibles se denotan por  $w$ ; la salida de una planta con perturbaciones está representada por:

$$\hat{y}(k + 1) = f(k + 1) + \mathbf{S}^u \Delta u + \mathbf{S}^d \Delta d + w$$

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+n|k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} f(k+1|k) \\ f(k+2|k) \\ \vdots \\ f(k+n|k) \end{bmatrix} \\
\underline{1} \ \underline{1} + &\begin{bmatrix} s^u(1) & 0 & \dots & 0 \\ s^u(2) & s^u(1) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ s^u(p) & s^u(p-1) & \dots & s^u(1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \Delta u(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+p-1|k) \end{bmatrix} \\
\underline{1} \ \underline{1} + &\begin{bmatrix} s^d(1) & 0 & \dots & 0 \\ s^d(2) & s^d(1) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ s^d(p) & s^d(p-1) & \dots & s^d(1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta d(k|k) \\ \Delta d(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta d(k+p-1|k) \end{bmatrix} \\
\underline{1} \ \underline{1} + &\begin{bmatrix} w(k+1|k) \\ w(k+2|k) \\ \vdots \\ w(k+p|k) \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{4.6}$$

donde  $\mathbf{S}^u$  y  $\mathbf{S}^d$  denotan las respuestas FSR de la variable manipulada y las perturbaciones medibles respectivamente. Estas matrices deben tener tantas columnas como lo indique el horizonte de predicción  $p$ , en caso de que  $n < p$ , se completa los elementos faltantes duplicando los últimos valores  $s^u(n)$  y  $s^d(n)$ .

Asumiendo que las perturbaciones medibles y no medibles permanecen constantes en el futuro; y que las perturbaciones no medibles en el instante  $k$ , se pueden estimar a partir de la diferencia entre el valor medido en la salida y la predicción de la salida. La ecuación (4.6) se simplifica a la siguiente expresión:

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+n|k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} f(k+1|k) \\ f(k+2|k) \\ \vdots \\ f(k+n|k) \end{bmatrix} \\
\underline{1} \ \underline{1} + &\begin{bmatrix} s^u(1) & 0 & \dots & 0 \\ s^u(2) & s^u(1) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ s^u(p) & s^u(p-1) & \dots & s^u(1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \Delta u(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+p-1|k) \end{bmatrix} \\
\underline{1} \ \underline{1} + &\begin{bmatrix} s^d(1) \\ s^d(2) \\ \vdots \\ s^d(p) \end{bmatrix} \Delta d(k|k) + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} (y(k) - f(k|k)) \\
\underline{\hat{y}}(k+1) &= \underbrace{\mathbf{T}\mathbf{f}(k+1)}_{\text{pasado}} + \underbrace{\mathbf{S}^d \Delta d(k) + (y(k) - f(k|k))}_{\text{presente}} + \underbrace{\mathbf{G}\Delta u(k)}_{\text{futuro}}
\end{aligned} \tag{4.7}$$

de donde se aprecia que la predicción de la salida consiste de: una respuesta libre  $\mathbf{T}\mathbf{f}$  debido a la respuesta del sistema en el pasado, un término de feedforward (perturbaciones medidas) y un término de retroalimentación basado en el estado actual del sistema, y un término que corresponde a las acciones futuras de la planta  $\mathbf{G}\Delta u$  (calculado por el optimizador).

#### 4.3.2.1. Respuesta libre del sistema

En la ecuación (4.5), la respuesta libre  $f$  era un vector columna de  $n$  elementos. Sin embargo como se debe calcular la predicción de la salida sobre el horizonte  $p$ , en la ecuación (4.7), se utiliza la matriz  $T$  de tamaño  $p \times n$ .

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & 0 & \ddots & 0 & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 1 \\ \vdots & 0 & 0 & 0 & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{\substack{p \times n \\ p > n}} \quad (4.8)$$

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & 0 & \ddots & 0 & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{\substack{p \times n \\ p = n}} \quad (4.9)$$

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}_{\substack{p \times n \\ p < n}} \quad (4.10)$$

La respuesta libre del sistema con perturbaciones medibles debe ser actualizada para incluir el término feedforward, para ello se utiliza la siguiente expresión:

$$f(k+1) = Mf(k) + s^u \Delta u(k) + s^d \Delta d(k) \quad (4.11)$$

#### 4.3.2.2. Horizonte de control

El horizonte de control  $c$  indica la cantidad de movimientos futuros de control que serán considerados para la optimización, los cambios restantes serán iguales a 0.

La predicción de salida se puede reescribir como:

$$\hat{y}(k+1) = \underbrace{Tf(k+1) + S^d \Delta d(k) + (y(k) - f(k|k))}_{y^p(k+1)} + G \Delta u(k) \\ \mathbf{0} = y^p(k+1) + G \Delta u(k) \quad (4.12)$$

Considerando este horizonte de control la matriz dinámica  $G$  de la ecuación (4.7), se presenta como:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} s^u(1) & 0 & \dots & 0 \\ s^u(2) & s^u(1) & \ddots & \vdots \\ 0 & s^u(2) & \ddots & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & s^u(1) \\ 0 & \vdots & 0 & s^u(2) \\ 0s^u & 0 & 0 & \vdots \\ s^u(p) & s^u(p-1) & \dots & s^u(p-c+1) \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

### 4.3.1. Optimización

El objetivo de control de un controlador DMC es encontrar una secuencia de  $\Delta u$  que permita obtener una respuesta forzada  $\mathbf{G}\Delta u(k)$  que haga que la salida de la planta sea cercana a la secuencia del setpoint deseado  $\mathbf{y}^{ref}$ . Para lograr este objetivo se define una función de coste que permita minimizar la suma de los errores cuadráticos.

$$J = \|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}^{sp}\| \quad (4.14)$$

El problema de optimización consiste en encontrar un valor  $\Delta u$  que minimice  $J$ . Dado que esta función es cuadrática, se puede resolver igualando la derivada de la función cuadrática a cero. Usando la ecuación (4.7) para hallar  $\hat{\mathbf{y}}$  y reemplazando en (4.14), se obtiene:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{u}} &= 2\mathbf{G}^T[\mathbf{G}\Delta \mathbf{u} - (\mathbf{y}^{sp} - \mathbf{y}^p)] = \mathbf{0} \\ \Delta \mathbf{u} &= [\mathbf{G}^T\mathbf{G}]^{-1}\mathbf{G}^T(\mathbf{y}^{sp} - \mathbf{y}^p) \end{aligned} \quad (4.15)$$

Resulta conveniente incluir en la función de coste un factor de peso  $\lambda$  para incluir los movimientos de control  $\Delta \mathbf{u}$ .

$$J = \|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}^{sp}\| + \Delta \mathbf{u}^T \lambda \Delta \mathbf{u} \quad (4.16)$$

cuya solución es:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{u} &= \underbrace{[\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda\mathbf{I}]^{-1}\mathbf{G}^T}_{\mathbf{H}} \underbrace{(\mathbf{y}^{sp} - \mathbf{y}^p)}_{\mathbf{e}} \\ \mathbf{0} &= \mathbf{H}\mathbf{e} \end{aligned} \quad (4.17)$$

## 4.4. Controlador de matriz dinámica cuadrática QDMC

La desventaja que presenta el controlador DMC es que su algoritmo no toma en cuenta restricciones al sistema que se dan en los problemas reales de control. Por ello, para lidiar con dichas consideraciones, se usa una versión cuadrática del DMC.

#### 4.4.1. Restricciones

En los problemas reales de control, las especificaciones del sistema de control pueden expresarse como restricciones:

- Restricciones en la variable de entrada o manipulada (MV por sus siglas en inglés)
- Restricciones en las tasas de cambio de la variable de entrada ( $\Delta MV$ )
- Restricciones en la salida o variable controlada (CV)

Las restricciones del sistema se expresan como restricciones de desigualdad del tipo menor o igual.

##### 4.4.1.1. Restricciones en los cambios de MV

Para límites superiores e inferiores en los cambios de la variable de control, se tiene:

$$\Delta \mathbf{u}_{min} \leq \Delta \mathbf{u}(k) \leq \Delta \mathbf{u}_{max}$$

que se pueden expresar como:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} I \\ -I \end{bmatrix}}_{A_1} \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}(k) \\ \Delta \mathbf{u}(k+1) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k+c-1) \end{bmatrix}}_x \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_{max} \\ -\Delta \mathbf{u}_{min} \end{bmatrix}}_{b_1} = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_{max,1} \\ \Delta \mathbf{u}_{max,2} \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}_{max,c} \\ -\Delta \mathbf{u}_{min,1} \\ -\Delta \mathbf{u}_{min,2} \\ \vdots \\ -\Delta \mathbf{u}_{min,c} \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

$$A_1 x \leq b_1$$

##### 4.4.1.2. Restricciones en MV

Para límites superiores e inferiores en los cambios de la variable de control, se tiene:

$$\mathbf{u}_{min} \leq \mathbf{u}(k) \leq \mathbf{u}_{max}$$

que se pueden expresar como:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} I_L \\ -I_L \end{bmatrix}}_{A_2} \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+c-1) \end{bmatrix}}_x \leq \underbrace{\begin{bmatrix} u_{max,1} \\ u_{max,2} \\ \vdots \\ u_{max,c} \\ -u_{min,1} \\ -u_{min,2} \\ \vdots \\ -u_{min,c} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1u_{m,1} \\ 1u_{m,2} \\ \vdots \\ 1u_{m,c} \\ -1u_{m,1} \\ -1u_{m,2} \\ \vdots \\ -1u_{m,c} \end{bmatrix} u(k-1)}_{b_2} \quad (4.19)$$

La matriz  $I_L$  es una matriz triangular inferior binaria.

$$I_L = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

#### 4.4.1.1. Restricciones en CV

Para límites superiores e inferiores en los cambios de la variable de control, se tiene:

$$y_{min} \leq y(k) \leq y_{max}$$

que se pueden expresar como:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} G \\ -G \end{bmatrix}}_{A_3} \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+c-1) \end{bmatrix}}_x \leq \underbrace{\begin{bmatrix} y_{max} - y^p(k+1) \\ -y_{min} + y^p(k+1) \end{bmatrix}}_{b_3} \quad (4.21)$$

#### 4.4.1.2. Combinación de restricciones

Las restricciones mostradas anteriormente representan los tipos más importantes de restricciones de control en los procesos industriales. Las condiciones anteriores se pueden combinar en una sola expresión:

$$\begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ A_3 \end{bmatrix} \Delta u \leq \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

$$A \Delta u \leq b$$

#### 4.4.1. Optimización

El problema de control se establece como:

$$\min_{\Delta u} J$$

donde:

$$J = [\hat{y} - y^{sp}]^T [\hat{y} - y^{sp}] + \Delta u^T \lambda \Delta u$$

$$\text{sujeto a } A \Delta u \leq b \quad (4.23)$$

La programación cuadrática (quadratic programming – QP) provee un medio para resolver el problema de optimización del QDMC. La QP resuelve problemas de la forma:

$$\min_x \left( \frac{1}{2} x^T H x + c^T x \right)$$

$$\text{sujeto a } A x \leq b \quad (4.24)$$

Las restricciones ya se encuentran expresadas en la forma de la ecuación (4.24), como se observa en la ecuación (4.22), pero la función de costo no, por lo cual al realizar las operaciones necesarias, se obtiene que:

$$J = \Delta u^T \underbrace{[G^T G + \lambda I]}_H \Delta u - \underbrace{2e^T G + e^T e}_{-c^T}$$

$$\mathbf{0} = \frac{1}{2} \Delta u^T H \Delta u + c^T \Delta u + \text{constante} \quad (4.25)$$

La matriz  $H$  se denomina Hessiana, y  $c^T$  es el vector gradiente.

$$H = G^T G + \lambda I \quad (4.26)$$

$$c_T = -G e^T \quad (4.27)$$

#### 4.4.1. Restricciones suaves

La QP garantiza la convergencia y obtención de un mínimo global siempre que el problema sea factible (exista una solución), en caso ello no suceda una alternativa es dividir las restricciones en suaves y duras.

Las restricciones duras deben cumplirse, generalmente se aplican para las restricciones de la variable manipulada, en cambio las restricciones suaves son aquellas que pueden tolerar algunas violaciones siempre que sea necesario. En ellas se incluye a las restricciones de la variable controlada.

El uso de restricciones suaves permite evitar la no factibilidad en QP. En este caso se varían las restricciones de la variable de entrada como sigue:

$$y_{min} - \varepsilon \leq y(k) \leq y_{max} + \varepsilon$$

Por lo tanto, la ecuación (4.25) se expresa como:

$$J = \frac{1}{2} \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta u \\ \varepsilon \end{bmatrix}}_{x^T} \underbrace{\begin{bmatrix} G^T G + \lambda I & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \rho \end{bmatrix}}_H \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta u \\ \varepsilon \end{bmatrix}}_x + \underbrace{\begin{bmatrix} -G^T e \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{c^T} \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta u \\ \varepsilon \end{bmatrix}}_x$$

$$\underline{0} = \frac{1}{2} x^T H x + c^T x \quad (4.28)$$

Las desigualdades de las restricciones para la variable de salida se describe como:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} G & -1 \\ -G & -1 \\ \mathbf{0} & -1 \end{bmatrix}}_{A_3} \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta u \\ \varepsilon \end{bmatrix}}_x \leq \underbrace{\begin{bmatrix} y_{max} - y^p(k+1) \\ -y_{min} + y^p(k+1) \\ 0 \end{bmatrix}}_{b_3}$$

$$A_3 x \leq b_3 \quad (4.29)$$

## 4.5. Desarrollo de los sistemas de control

### 4.5.1. Modelo de predicción

En la sección 4.3.2, se estableció que el modelo usado para la predicción de la salida está representado por la ecuación (4.6) y viene a ser la respuesta finita al escalón unitario (FSR).

Para hallar la FSR, se utilizó el modelo lineal en espacio de estados hallado en la sección 3.3.2.

$$A = \begin{bmatrix} -0.0069 & 0.0024 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0040 \\ 0.0066 & -0.0335 & 0.0075 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0308 & -0.0370 & 0 & 0 & 0 & 0.0064 \\ -0.0066 & -0.0284 & -0.0217 & 0 & 0 & 0 & -0.0070 \\ 0 & 0 & 0.0291 & 0 & 0 & 0 & -0.0017 \\ 0.0066 & 0.0284 & 0.0217 & 0 & 0 & 0 & 0.0070 \\ 0 & 0 & 0.0010 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 3.69e-4 & -0.0489 \end{bmatrix}$$

$$C = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

El cual se procedió a discretizar usando la función *c2d* de Matlab con un tiempo de muestreo  $T_s = 20$  s y un retenedor de orden cero. Luego se procedió a usar la función *step* de Matlab, con la finalidad de obtener el modelo FSR del sistema, el cual se representa en las figuras 4.4 y 4.5.

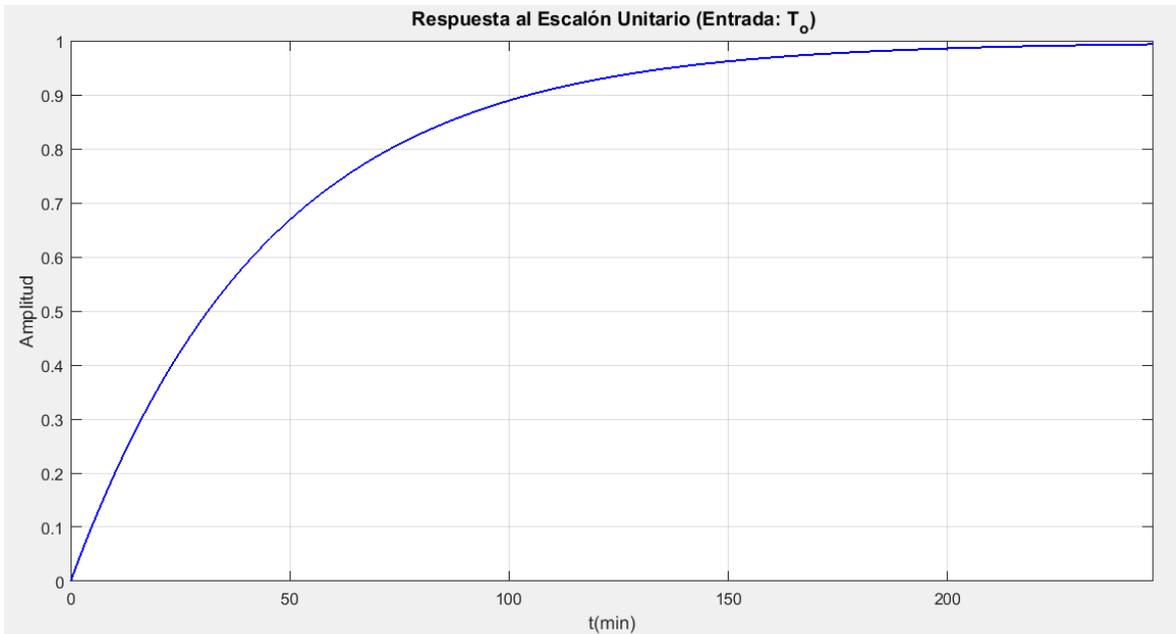


Figura 4.4: Respuesta escalón unitario para la Temperatura de ingreso  $T_o$ .

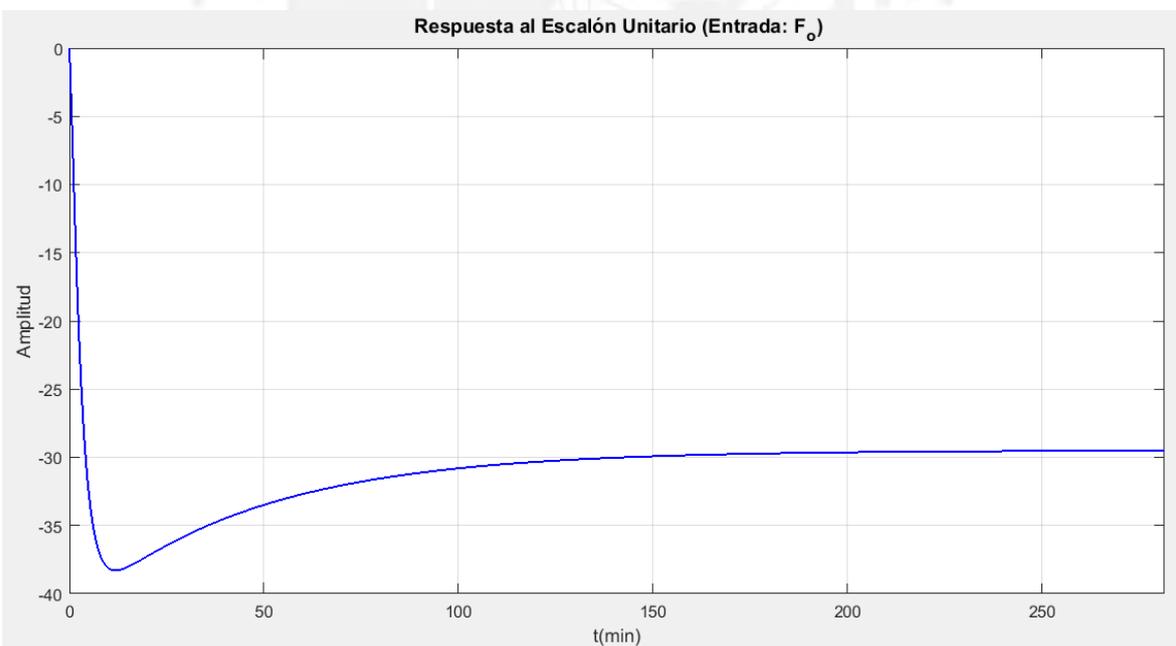


Figura 4.5: Respuesta escalón unitario para el flujo de ingreso de la mezcla  $F_o$ .

La figura 4.4, corresponde a la respuesta frente a un escalón unitario en la variable  $T_o$ , que viene a ser la variable de entrada del controlador por lo tanto esta respuesta corresponde a  $S^u$ . Y la respuesta mostrada en la figura 4.5, corresponde a la variable  $F_o$ , que es la perturbación medida, por lo tanto viene a ser el valor  $S^d$ .

#### 4.5.2. Parámetros del controlador

Los parámetros del controlador QDMC se resumen en la tabla 4.1.

Tabla 4.1: Parámetros del controlador QDMC.

Parámetros	Símbolo	Valor
Horizonte de predicción	$p$	15
Horizonte de control	$c$	3
Factor de peso de $\Delta u$	$\lambda$	0.8

Estos valores fueron hallados mediante ensayos de prueba y error con la finalidad de obtener el menor tiempo de establecimiento y el menor sobreimpulso en el sistema, dado que las temperaturas muy altas favorecen a las reacciones inversas que son desfavorables para el proceso de producción de biodiesel. Estos valores también fueron usados para el controlador DMC.

#### 4.5.3. Restricciones del controlador

Para el caso del controlador QDMC, las restricciones consideradas para las variables del proceso son:

##### *a. Temperatura del reactor*

Se consideró como valor mínimo de la temperatura el de la temperatura ambiente (27°C). Para el valor máximo, se consideró que la temperatura no debe ser mayor que la temperatura del punto de ebullición del metanol (64.7°C), por lo cual, se estableció que la temperatura máxima sea de 63.5°C.

##### *b. Temperatura de la mezcla de ingreso*

Se consideraron las mismas restricciones que para la temperatura del reactor, dado que, la mezcla de ingreso es la misma que está dentro del reactor.

##### *c. Variaciones en la temperatura de la mezcla de ingreso*

Dado que la variación en la temperatura viene establecida por las características físicas del sistema de calentamiento de la mezcla de aceite con metanol, se estableció esta tasa en  $\pm 2^\circ\text{C}/\text{min}$ .

#### 4.5.4. Implementación del algoritmo de control

El algoritmo de control para los controladores DMC y QDMC, comprende dos fases:

- *Una fase inicial (fuera de línea)*, en la cual, se hallan variables que sólo requieren ser hallados una sola vez y permanecen invariables.
- *Una fase de actualización del controlador (en línea)*, en la cual, se renuevan los valores de las variables que dependen de las variables medidas.

Para la implementación del algoritmo de control se usó el paquete de software Matlab junto al entorno de simulación dinámica Simulink.

En la primera fase, se usó un archivo *M-file* que contiene los cálculos algebraicos necesarios para hallar las variables requeridas. La segunda fase fue implementada mediante el uso del bloque *MATLAB function* de Simulink.

##### 4.5.4.1. Controlador DMC

Los archivos usados para los cálculos del controlador se muestran en el ANEXO B:, que incluyen los archivos:

<i>dmc_ucnstr_param.m</i>	Calcula las variables requeridas en la fase inicial ( $\mathbf{T}, \mathbf{H}, \mathbf{M}, \mathbf{S}^d, n$ ).
<i>dmc_uncstr/DMC</i>	Calcula las variables de la fase de actualización ( $u(k), \mathbf{f}(k+1), d(k-1)$ ).

Para resolver el problema de optimización descrito por la ecuación (4.17) se usó el operador \ de Matlab para hallar el valor  $\mathbf{H}$  requerido para dicha ecuación, que fue hallado en la fase inicial.

En la figura 4.6 se detalla el bloque MATLAB Function en Simulink, que se implementó.

##### 4.5.4.2. Controlador QDMC con restricciones fuertes

Los archivos usados para los cálculos del controlador se muestran en el anexo B, que incluyen los archivos:

<i>dmc_cnstr_param.m</i>	Calcula las variables requeridas en la fase inicial ( $\mathbf{T}, \mathbf{H}, \mathbf{G}, \mathbf{M}, \mathbf{A}, \mathbf{S}^d, n$ ).
<i>dmc_cnstr/QDMC</i>	Calcula las variables de la fase de actualización ( $u(k), \mathbf{f}(k+1), d(k-1)$ ).

Para resolver el problema de optimización descrito por la ecuación (4.24), se usó la programación cuadrática, que en el caso de Matlab se halla mediante la función *quadprog*

El bloque de Simulink usado para implementar la fase de actualización se muestra en la figura 4.7.

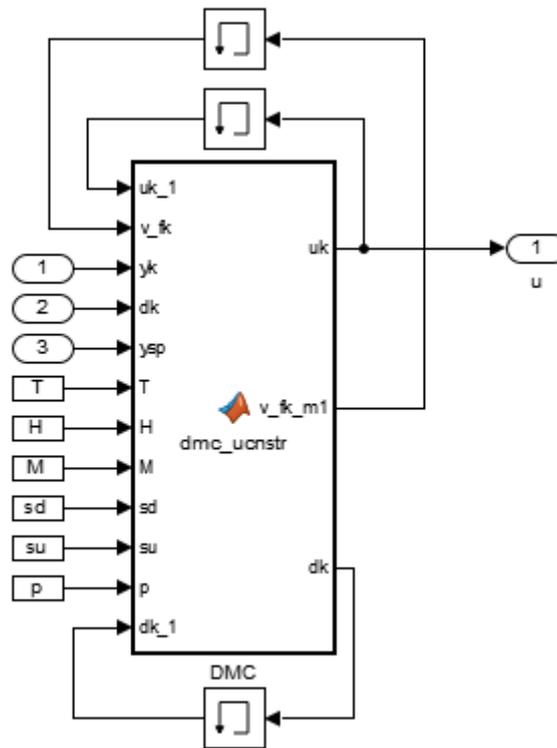


Figura 4.6: Bloque MATLAB Function de Simulink para la fase de actualización del controlador DMC.

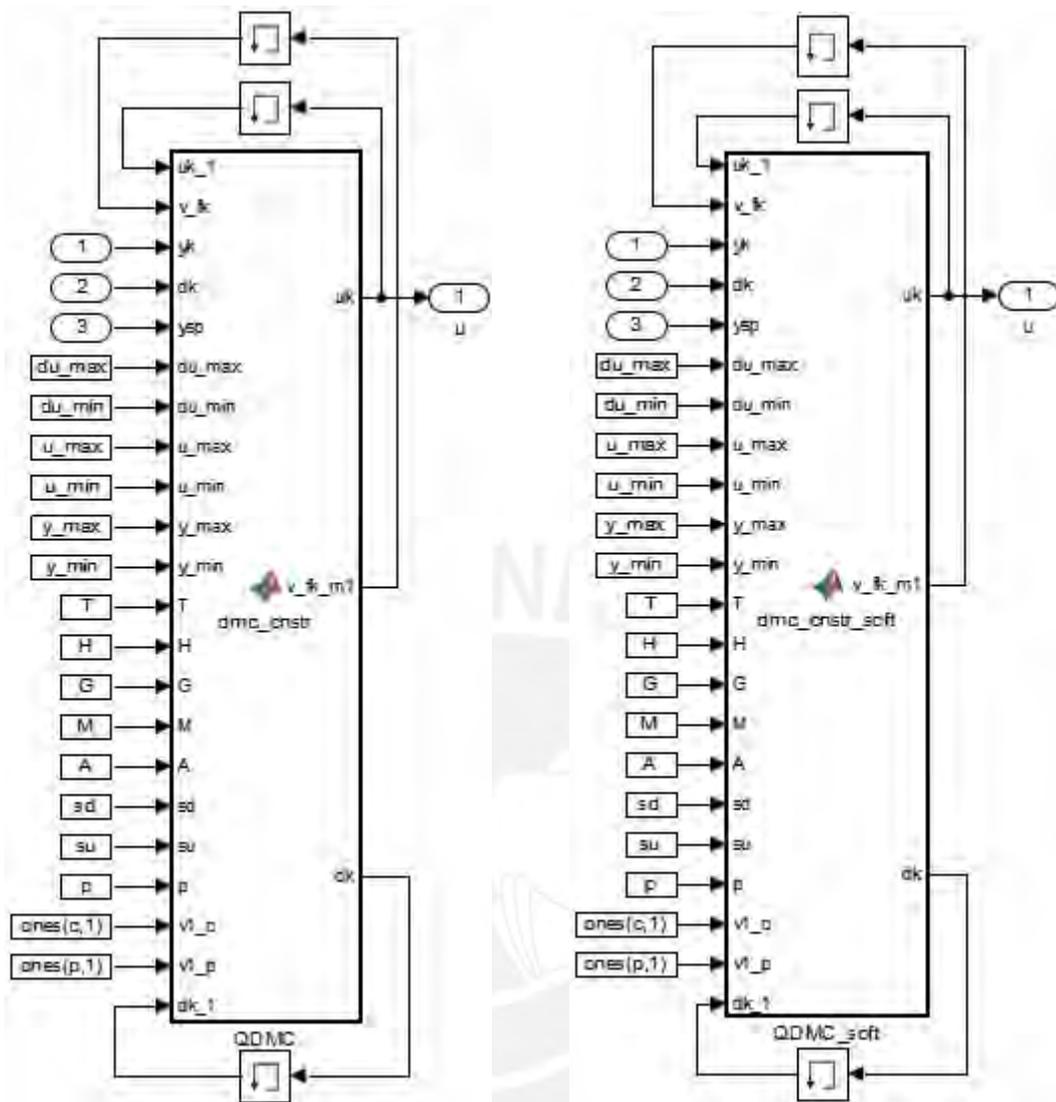
#### 4.5.4.1. Controlador QDMC con restricciones suaves

Los archivos usados para los cálculos del controlador se muestran en el anexo B, que incluyen los archivos:

- |                          |  |
|--------------------------|--|
| dmc_cnstr_soft_param.m   | Calcula las variables requeridas en la fase inicial ( $T, H, G, M, A, S^d, n$ ). |
| dmc_cnstr_soft/QDMC_soft | Calcula las variables de la fase de actualización ( $u(k), f(k+1), d(k-1)$ ).    |

El problema de optimización se resuelve de igual manera que para el caso anterior, dado que la única diferencia radica en las matrices  $A$  y  $b$ ; y las variables a optimizar, que para este caso son  $\Delta u$  y  $\varepsilon$ .

El bloque de Simulink usado para implementar la fase de actualización se muestra en la figura 4.7. En esta gráfica, se observa que los bloques son iguales para los dos casos, pero la diferencia radica en el algoritmo interno que varía en el cálculo de la matriz  $b_3$  y  $C^T$ .



(a)

(b)

Bloque MATLAB Function de Simulink. (a) Controlador QDMC con restricciones fuertes. (b) Controlador QDMC con restricciones suaves.

Figura 4.7: Bloque MATLAB Function en Simulink para el controlador QDMC.

#### 4.6. Conclusiones

- El controlador QDMC a diferencia del controlador DMC permite incluir restricciones a las variables del sistema.
- Las restricciones suaves constituyen una alternativa para evitar la no factibilidad del algoritmo QP usado para resolver el problema de optimización del controlador QDMC.
- El software Matlab es una herramienta muy potente para el diseño de algoritmos de control, dado que, tiene varios comandos que permiten implementar de forma sencilla los algoritmos necesarios.

# CAPÍTULO 5: RESULTADOS EVALUATIVOS DEL SISTEMA DE CONTROL DISEÑADO.

## 5.1. Introducción

Se implementaron tres controladores, un controlador DMC para el caso de que no existan restricciones, un controlador QDMC con restricciones en la variables manipuladas y controladas, y un controlador QDMC con restricciones suaves y duras. También se implementó un controlador PID para poder desarrollar una evaluación comparativa del desempeño del sistema de control con los controladores diseñados.

Se analizaron también las respuestas frente a variaciones en la perturbación medible usada en el diseño del controlador con la finalidad de analizar la capacidad del controlador para rechazarlas.

## 5.2. Controlador DMC sin restricciones

En las figuras 5.1 y 5.2, se muestran la respuesta temporal y la señal de control respectivamente del sistema de control diseñado con controlador DMC sin restricciones frente a cambios en la variable de salida.

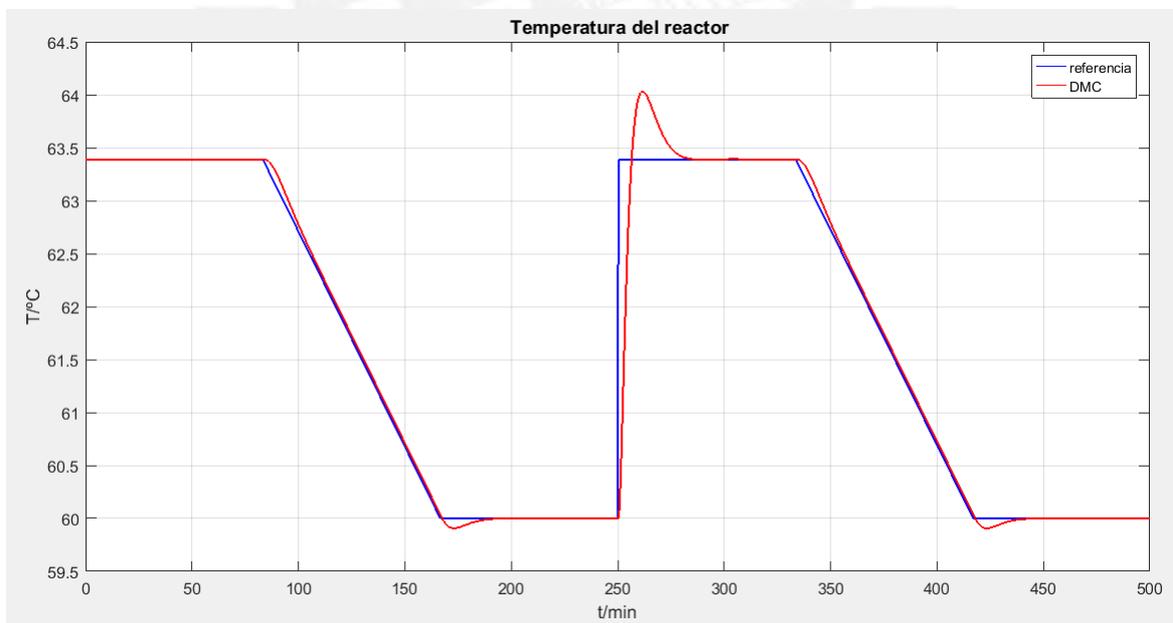


Figura 5.1: Respuesta temporal del sistema de control con controlador DMC con trayectoria de referencia variable de la temperatura del reactor.

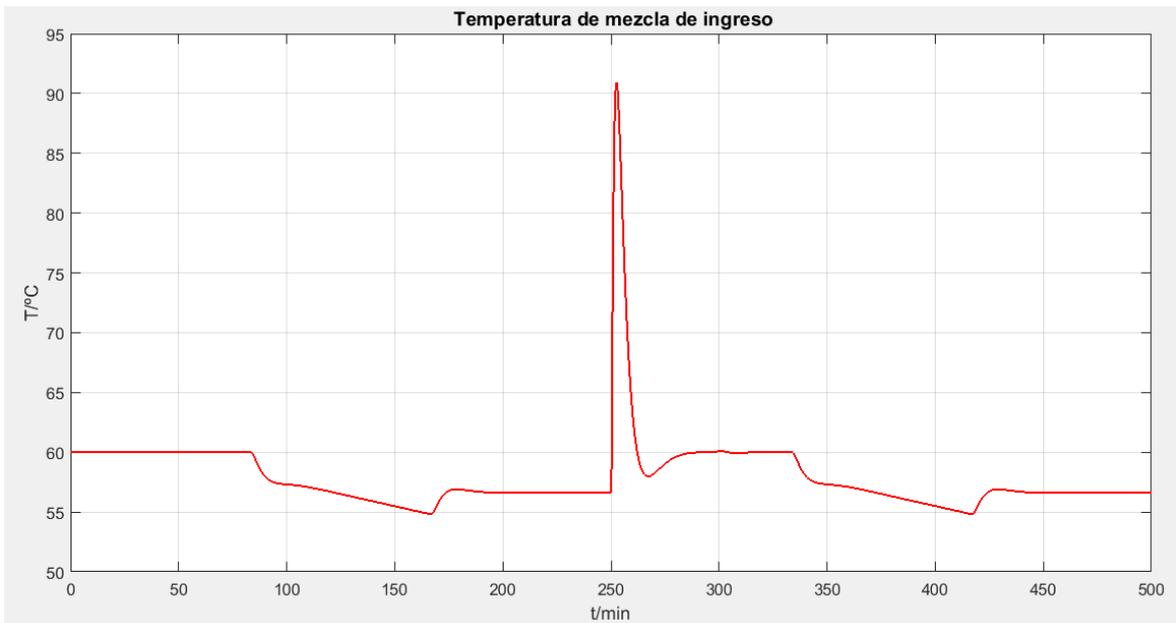


Figura 5.2: Señal de control generada por el controlador DMC en la temperatura de ingreso.

De las gráficas mostradas, se observa que el controlador diseñado presenta una buena respuesta en el seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura. Pero genera una variación drástica en la variable controlada cuando la trayectoria aumenta la temperatura de 60°C a 63.4°C.

### 5.2.1. Resultados comparativos con controlador PID

Se diseñó un controlador PID con la ayuda de las herramientas de Matlab para el ajuste de controladores PID. Este controlador fue utilizado para evaluar de forma comparativa el desempeño del sistema de control diseñado con controladores avanzados (DMC y QDMC) y controlador convencional (PID).

En la figura 5.3 se muestran las respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores DMC sin restricciones y PID. En la figura 5.4 se exhiben las señales de control de ambos controladores.

De la figura 5.3 se observa que la respuesta temporal del sistema de control con el controlador PID es mejor que la respuesta con controlador DMC debido a que se obtiene un menor sobre impulso en el seguimiento de la trayectoria para cambios similares en la variable controlada.

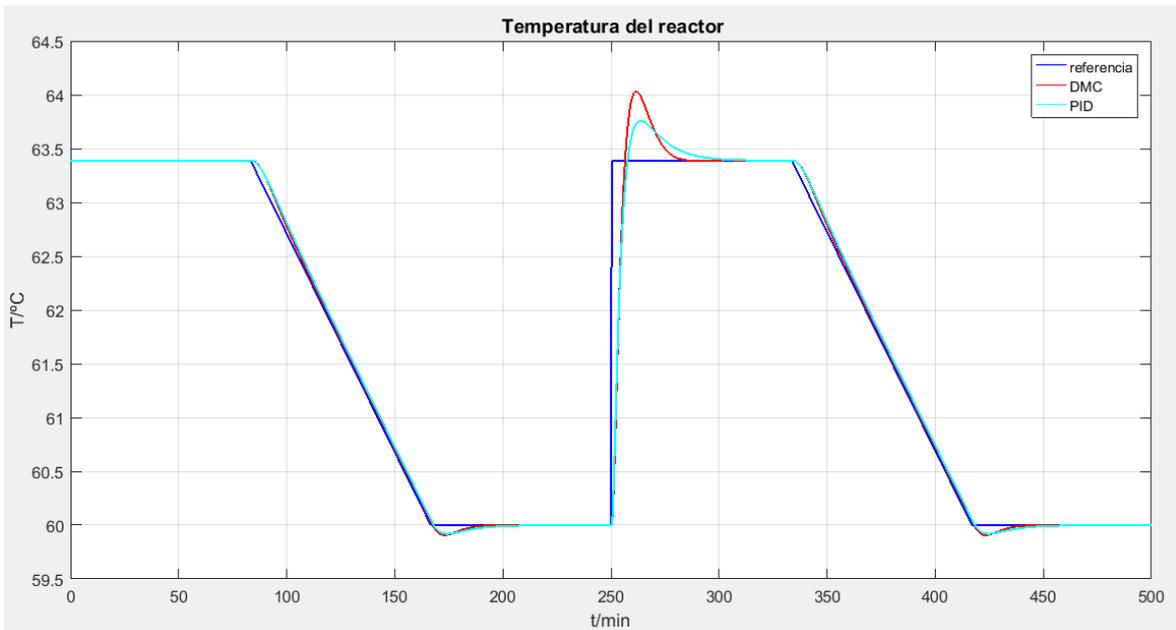


Figura 5.3: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores PID y DMC frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura.

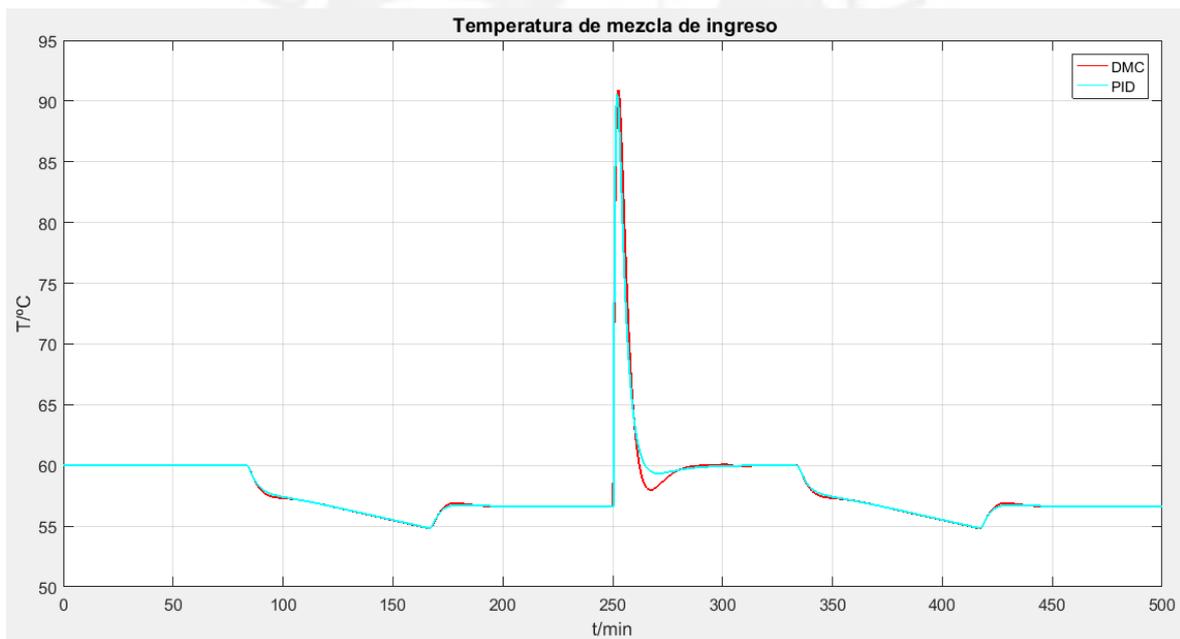


Figura 5.4: Señales de control de los controladores PID y DMC frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura.

### 5.3. Controlador QDMC con restricciones

En el epígrafe previo, se observó que las variaciones en la variable de control son bruscas y generan una respuesta temporal que es difícil de lograr con un sistema de calentamiento real. Por ello se hace imperante el incluir restricciones en el diseño del controlador.

Por lo expuesto anteriormente, se procedió al diseño de un controlador QDMC que pueda trabajar con restricciones. Para lograrlo, se diseñaron dos controladores uno que trabaja con restricciones duras (que no se pueden violar bajo ninguna condición) y otro en el cual se incluye restricciones suaves para la temperatura del reactor.

En la figura 5.5 se muestra la respuesta temporal del sistema de control diseñado con el controlador QDMC con restricciones duras frente a cambios en la referencia de temperatura del reactor. En la figura 5.6 se exhibe la señal de control del controlador.

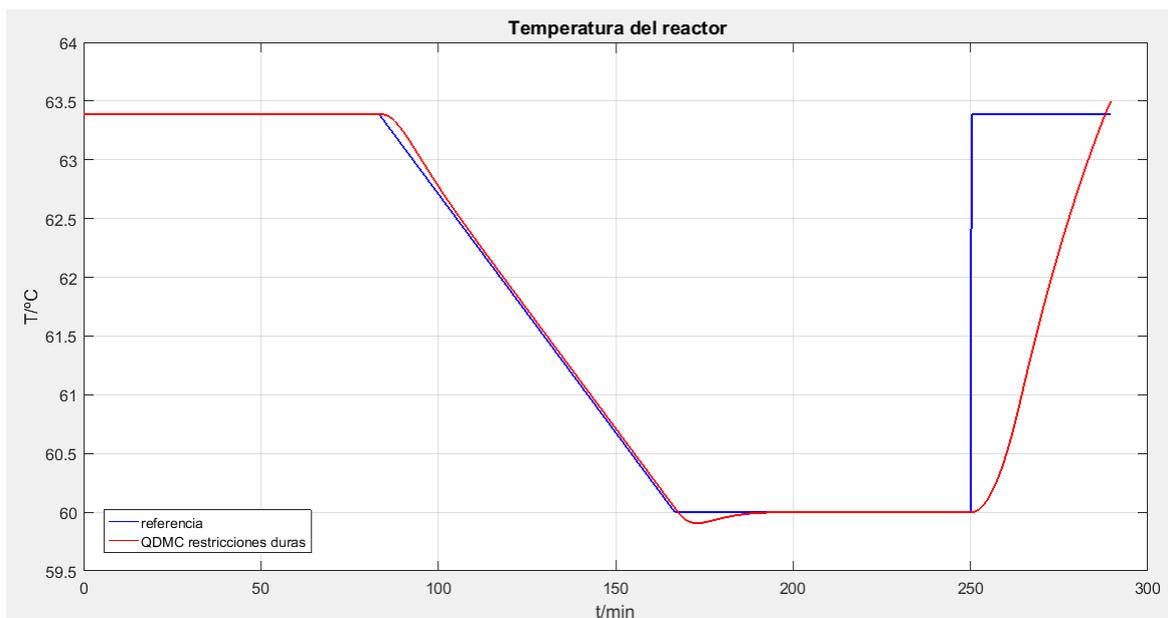


Figura 5.5: Respuesta temporal del sistema de control con controlador QDMC con restricciones duras en el seguimiento de la trayectoria de la temperatura del reactor.

Dado que la referencia de la temperatura del reactor se encuentra en la cercanía del valor máximo de dicha variable, el QDMC no pudo encontrar una solución al problema de optimización, lo cual generó un error, así como que el algoritmo se detuviera. Esta es la desventaja que presenta el uso de restricciones duras. Este error puede ser solucionado mediante el uso de restricciones suaves, como se muestra a continuación.

En la figura 5.7 se muestra la respuesta temporal del sistema de control diseñado con el controlador QDMC con restricciones suaves frente a cambios en la referencia de temperatura. En la figura 5.8 se exhibe la señal de control del controlador.

El control QDMC con restricciones suaves muestra un mejor desempeño que los otros dos controladores. Como se observa en la figura 5.7, la restricción de la variable de salida es violada momentáneamente y alcanza un valor de 63.64°C, que está por debajo del punto de ebullición del metanol.

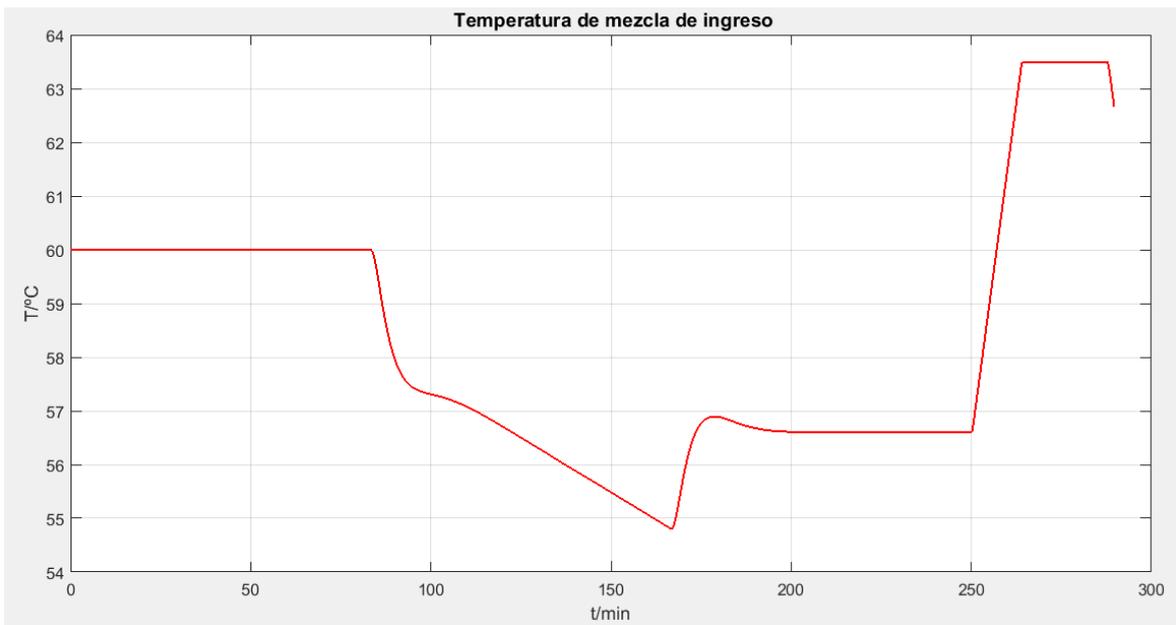


Figura 5.6: Señal de control del controlador QDMC con restricciones duras en la temperatura de ingreso.

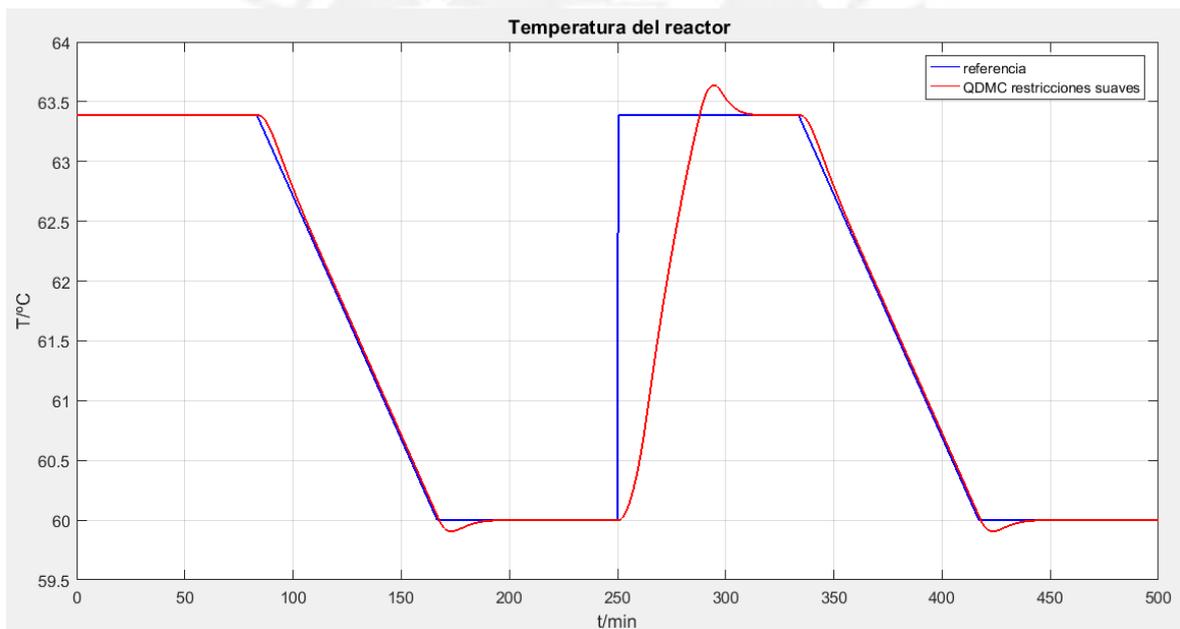


Figura 5.7: Respuesta temporal del sistema de control con controlador QDMC con restricciones suaves en el seguimiento de la trayectoria de la temperatura del reactor.

### 5.3.1. Resultados comparativos con controlador PID con restricciones

Para poder comparar los controladores bajo condiciones similares, se procedió a incluir las mismas restricciones en la variable manipulada con controlador PID. En la figura 5.9 se muestran las

respuestas temporales del sistema de control con controlador QDMC con restricciones suaves y con controlador PID. En la figura 5.10 se muestran las señales de control de ambos controladores.

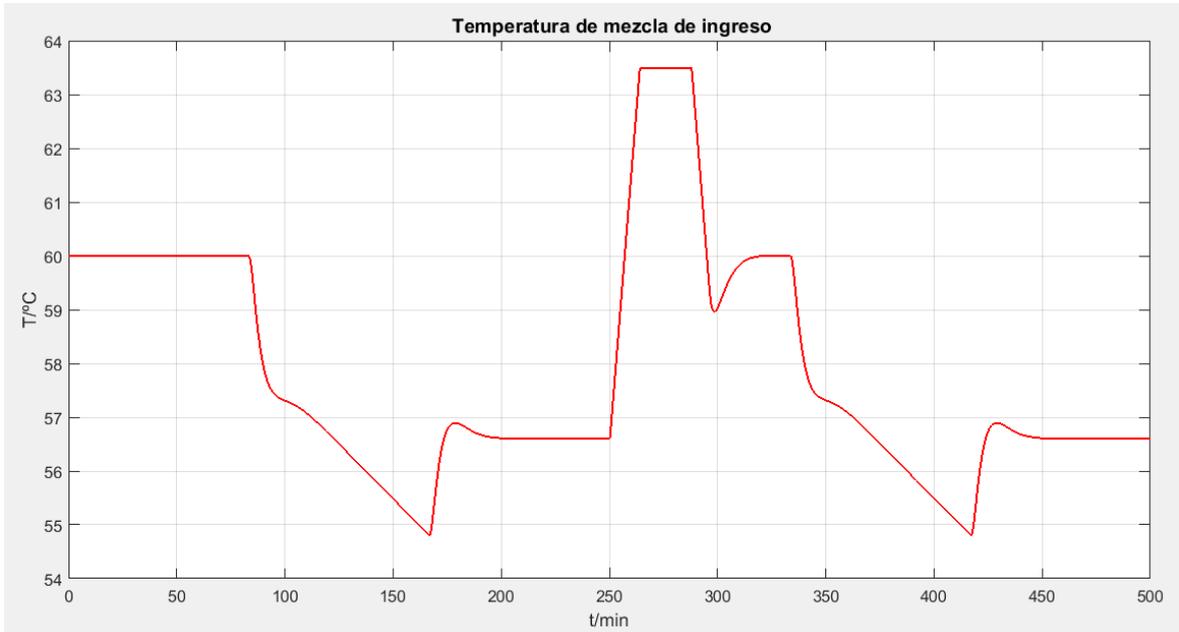


Figura 5.8: Señal de control del controlador QDMC con restricciones suaves en la temperatura de ingreso.

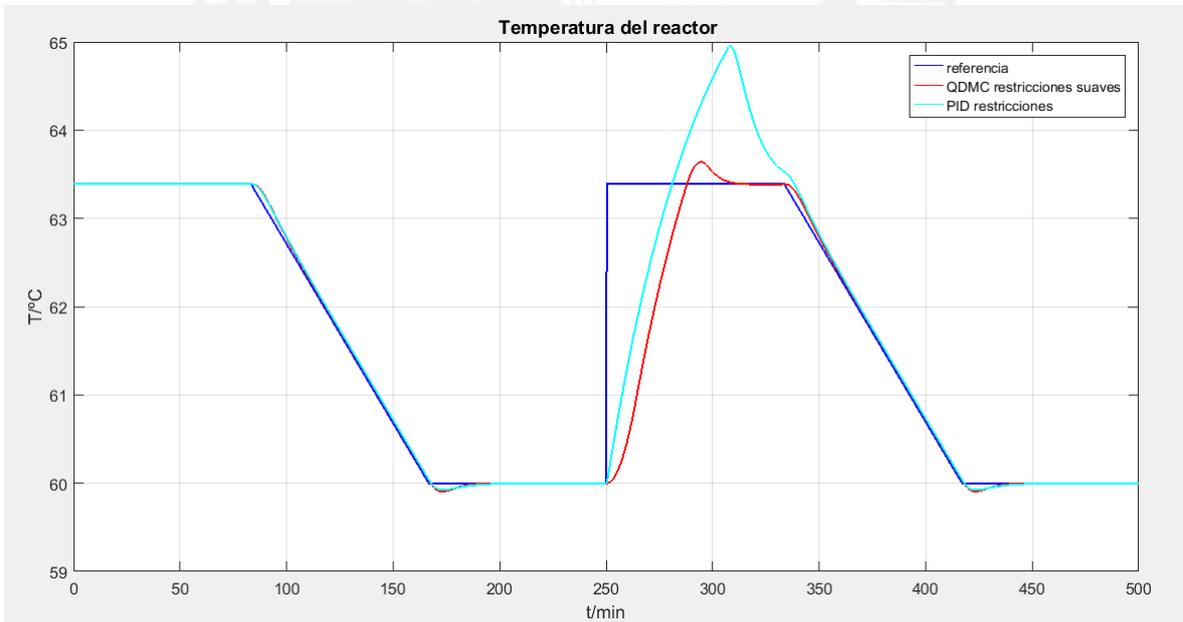


Figura 5.9: Respuestas temporales del sistema de control con controladores QDMC con restricciones suaves y PID con restricciones en el seguimiento de la trayectoria de la temperatura del reactor.

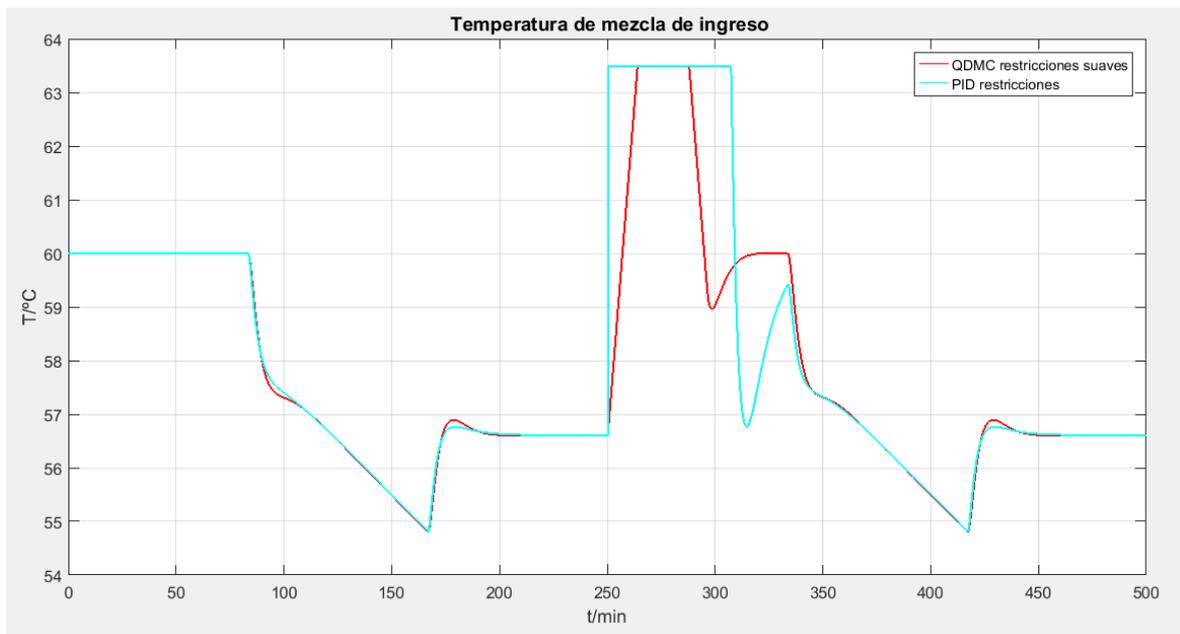


Figura 5.10: Señales de control de los controladores QDMC con restricciones suaves y PID con restricciones en el seguimiento de la trayectoria de la temperatura del reactor.

En este caso el comportamiento del sistema se convierte en un problema complejo de características altamente no lineales generadas por las restricciones, por lo cual se aprecia que el control predictivo presenta una mejor respuesta para este caso.

En el caso del controlador PID, se observa que la temperatura del reactor alcanza valores mayores al límite superior de la temperatura considerado ( $63.5^{\circ}\text{C}$ ) debido a la imposibilidad de incluir en el controlador restricciones en la variable controlada.

De las gráficas 5.9 y 5.10 se observa que la respuesta del controlador QDMC con restricciones suaves muestra un mejor desempeño que el controlador PID. Ello debido a que genera un menor sobreimpulso en la temperatura del reactor con una respuesta más rápida en el seguimiento de la trayectoria de referencia.

#### 5.4. Análisis comparativo de los controladores DMC, QDMC y PID

Para realizar una comparativa numérica del desempeño de los controladores, se consideró el tramo comprendido entre los minutos 250 a 330 de las figuras 5.3, 5.4, 5.9 y 5.10. En ese intervalo de tiempo, se observa que la trayectoria de referencia tiene un comportamiento de un escalón unitario, razón por la cual, fue seleccionado para comparar las especificaciones de la respuesta escalón. Estos valores se resumen en la tabla 5.1.

Tabla 5.1: Especificaciones de la respuesta escalón.

Parámetros	Símbolo	PID	DMC	PID con restricciones	QDMC con restricciones suaves	Unidad
Tiempo de establecimiento	$T_{es}$	43	29	-	51	min
Sobreimpulso máximo	$M_p$	0.582	1.018	2.127	0.398	%
Valor de estado estable	$y_o$	63.388	63.387	63.603	63.387	°C

En la tabla anterior, se puede apreciar que el menor sobreimpulso se tiene con el controlador QDMC con restricciones suaves y el menor tiempo de establecimiento con el control DMC. Este último parámetro no debe ser considerado como decisivo para la selección del controlador, dado que como se observa en la gráfica 5.4, ello conlleva a un cambio brusco en la señal de control.

## 5.5. Resultados comparativos de la respuesta del controlador frente a perturbaciones

### 5.5.1. Perturbación medible en la variable $F_o$

Para analizar la respuesta del sistema frente a perturbaciones medibles, se adicionó a la señal de entrada  $F_o$  una señal sinusoidal de amplitud igual al 10% del valor de esta variable ( $0.001 \text{ m}^3/\text{s}$ ) con una frecuencia de  $0.005 \text{ rad/s}$ , que se muestra en la figura 5.11.

En la figura 5.12 se muestran las respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores DMC con perturbaciones medibles y PID frente a perturbaciones en la variable  $F_o$ . En la figura 5.13 se exhiben las señales de control de ambos controladores.

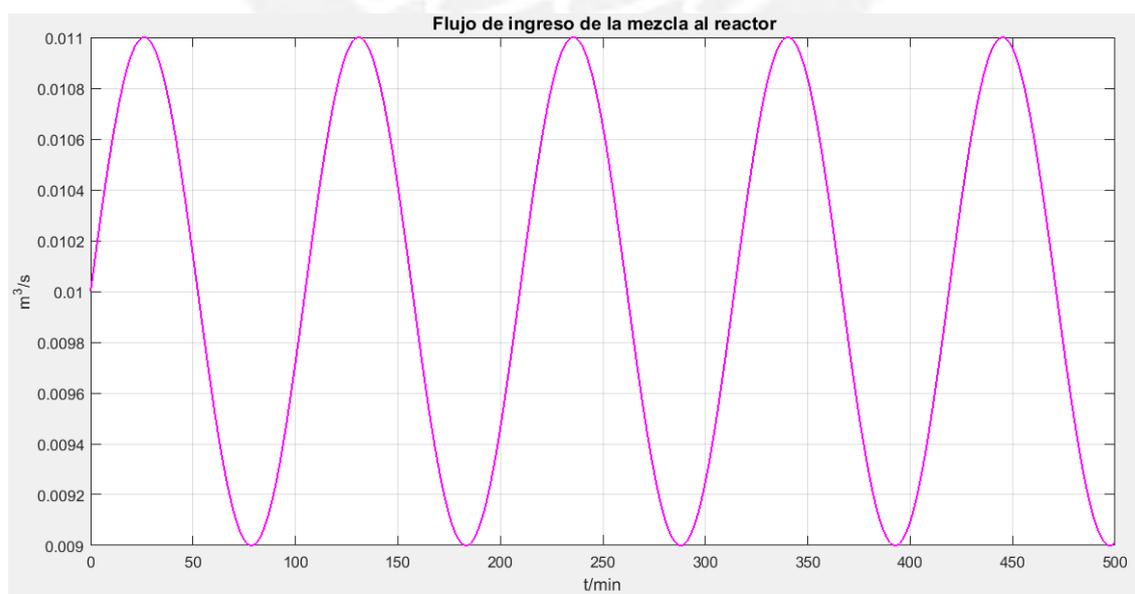


Figura 5.11: Señal de perturbación en la variable medible  $F_o$ .

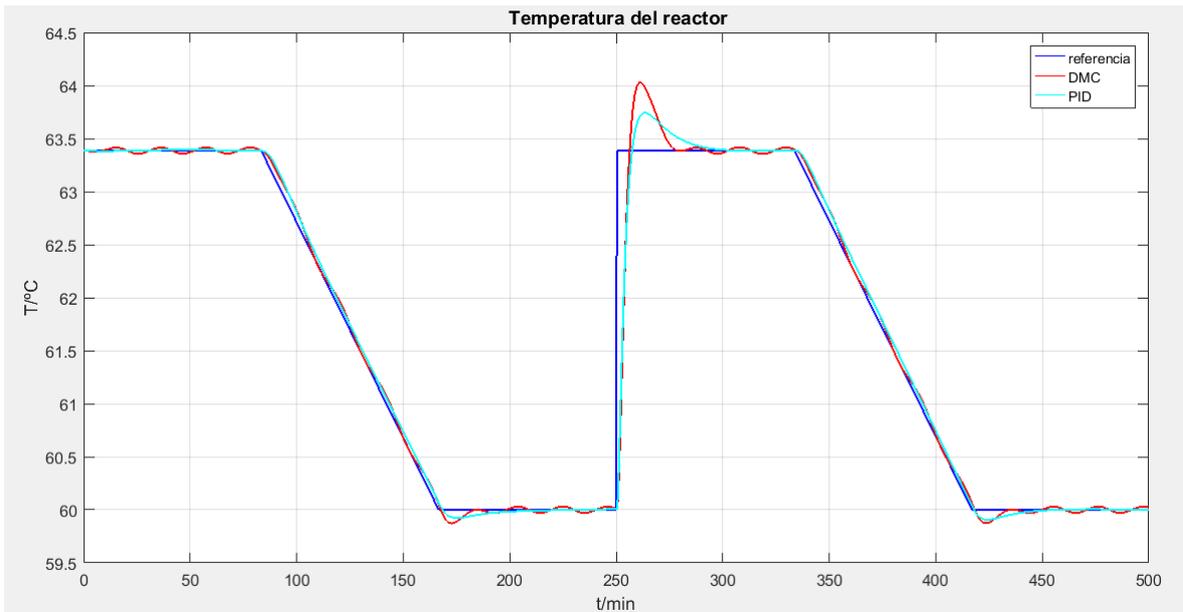


Figura 5.12: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores PID y DMC con perturbaciones medibles frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura y perturbaciones en  $F_o$ .

De las gráficas 5.12 y 5.13 se observa que la respuesta del controlador PID tiene un buen desempeño frente a perturbaciones medibles. En cambio, el controlador DMC, presenta oscilaciones pequeñas de aproximadamente  $\pm 0.03^\circ\text{C}$ , debido a las características sinusoidales de la perturbación pero nada apreciables dado que la respuesta temporal de la temperatura del reactor no se aleja mucho de la referencia. Por lo tanto, el controlador PID tiene un mejor desempeño que el controlador DMC.

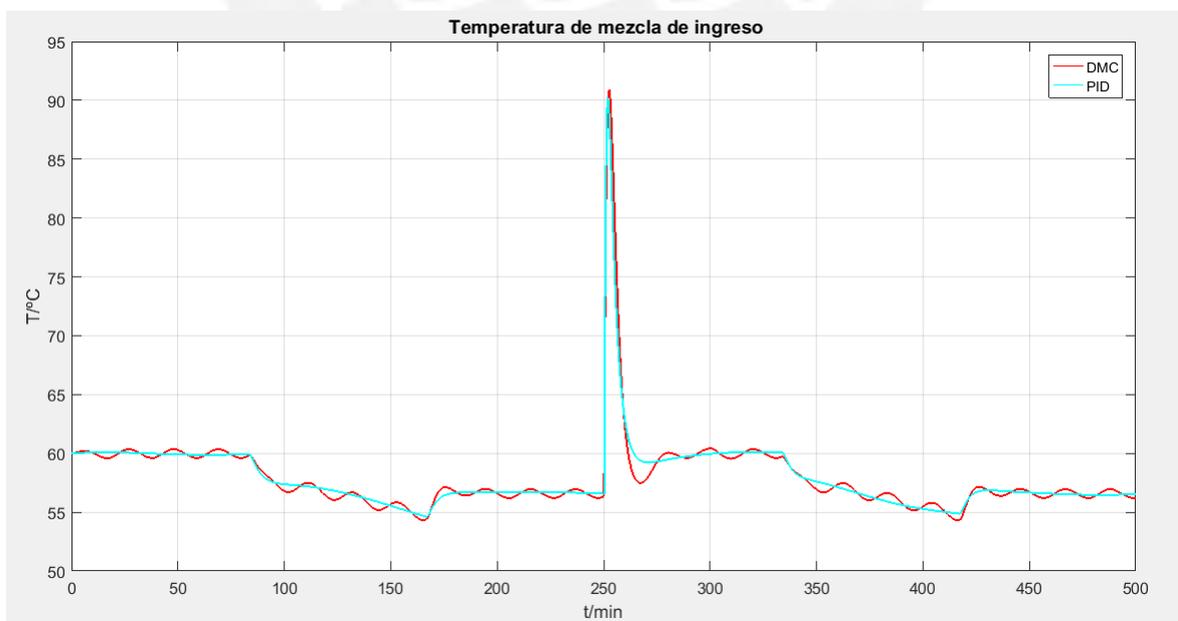


Figura 5.13: Señales de control de los controladores PID y DMC con perturbaciones medibles frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura y perturbaciones en  $F_o$ .

En la figura 5.14 se muestran las respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores PID con restricciones y QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles frente a perturbaciones en la variable  $F_o$ . En la figura 5.15 se exhiben las señales de control de ambos controladores.

De las gráficas 5.14 y 5.15 se observa que ambos controladores tienen un buen desempeño frente a perturbaciones medibles.

De las gráficas 5.10 y 5.15, que representan las señales de control de los controladores QDMC con restricciones suaves y PID con restricciones, se observa que existen oscilaciones en la señal de control de la figura 5.15 que permiten atenuar las perturbaciones generadas por la variable  $F_o$ .

### 5.5.2. Perturbaciones no medibles

Para analizar la respuesta del sistema frente a perturbaciones no medibles, se incrementó en un 10% el valor nominal de las variables de entrada  $C_{TG_o}, C_{A_o}, F_c, T_c, N$  a los 10 minutos. En las figuras 5.16 - 5.19 se observan los efectos generados por estas perturbaciones en la temperatura del reactor.

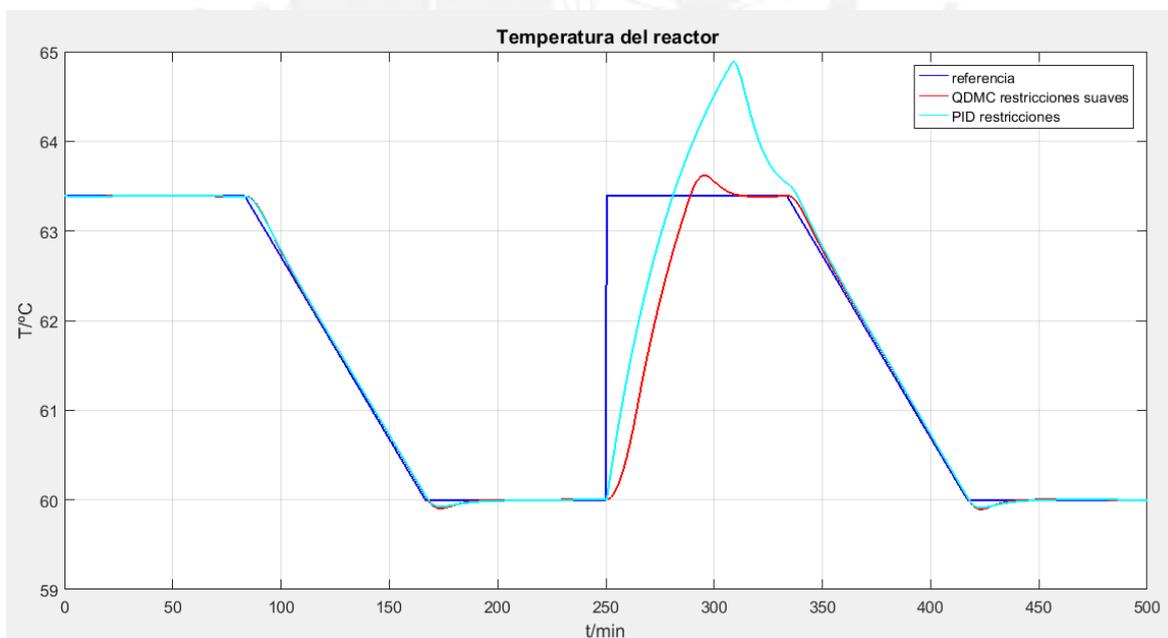


Figura 5.14: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controladores PID con restricciones y QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura y perturbaciones medibles.

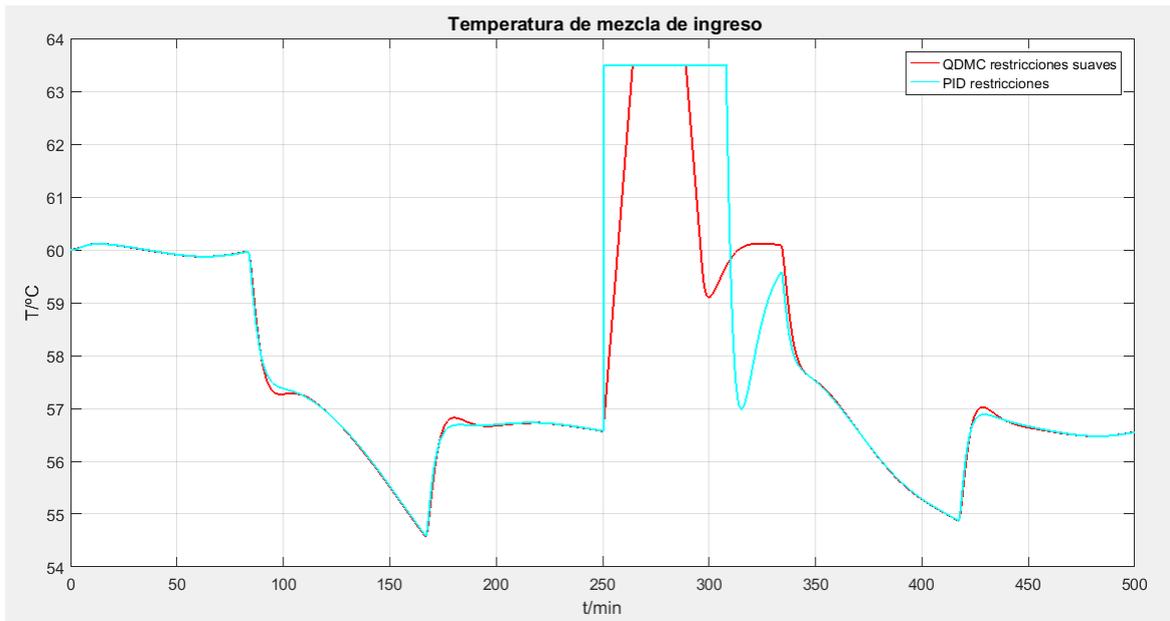


Figura 5.15: Señales de control de los controladores PID con restricciones y QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura y perturbaciones medibles.

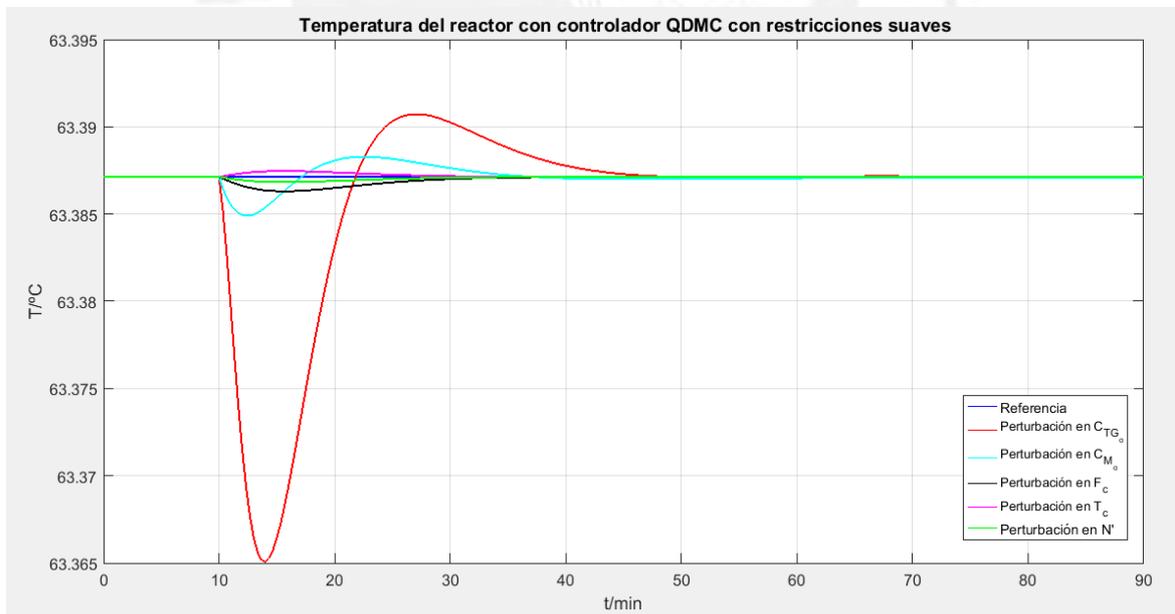


Figura 5.16: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controlador QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente a perturbaciones no medibles.

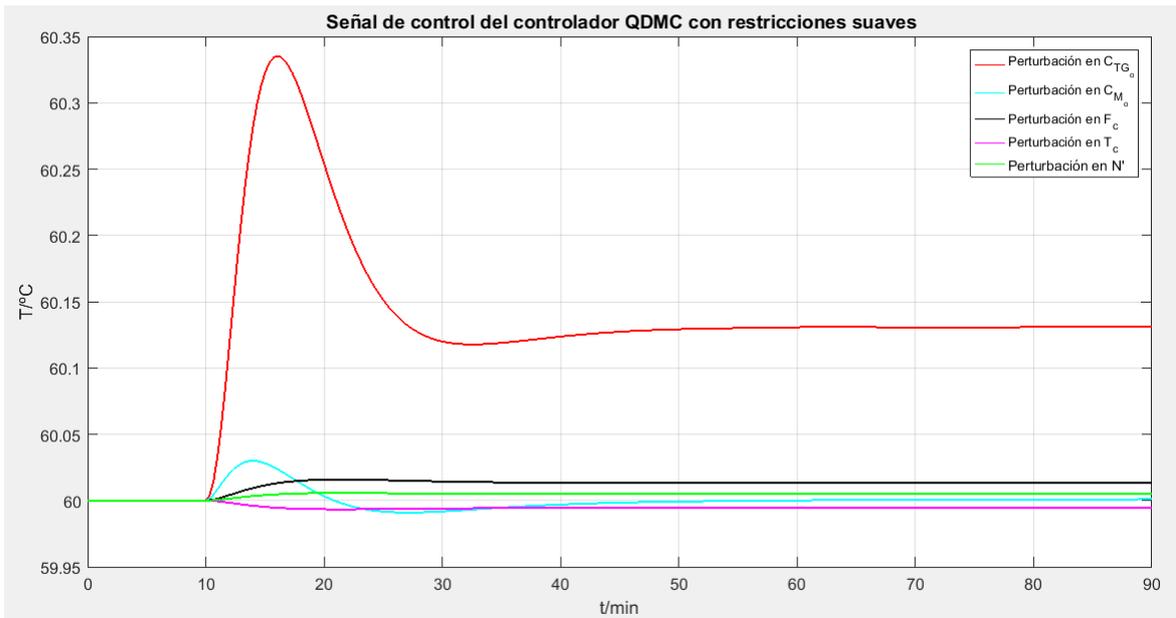


Figura 5.17: Señales de control del controlador QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente a perturbaciones no medibles.

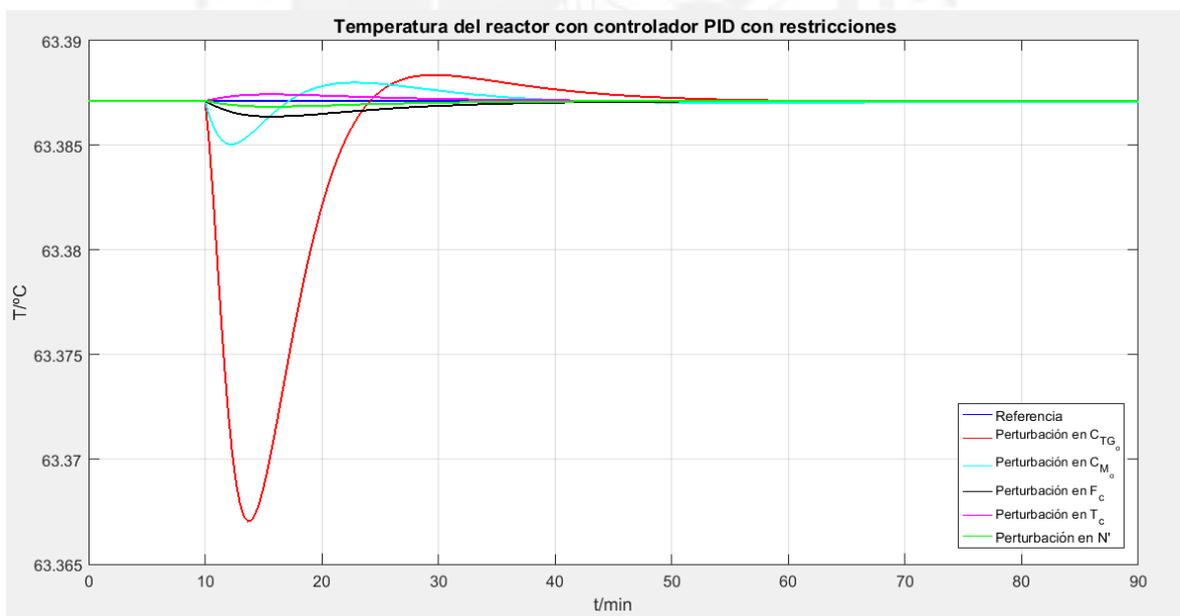


Figura 5.18: Respuestas temporales del sistema de control diseñado con controlador PID con restricciones, frente a perturbaciones no medibles.

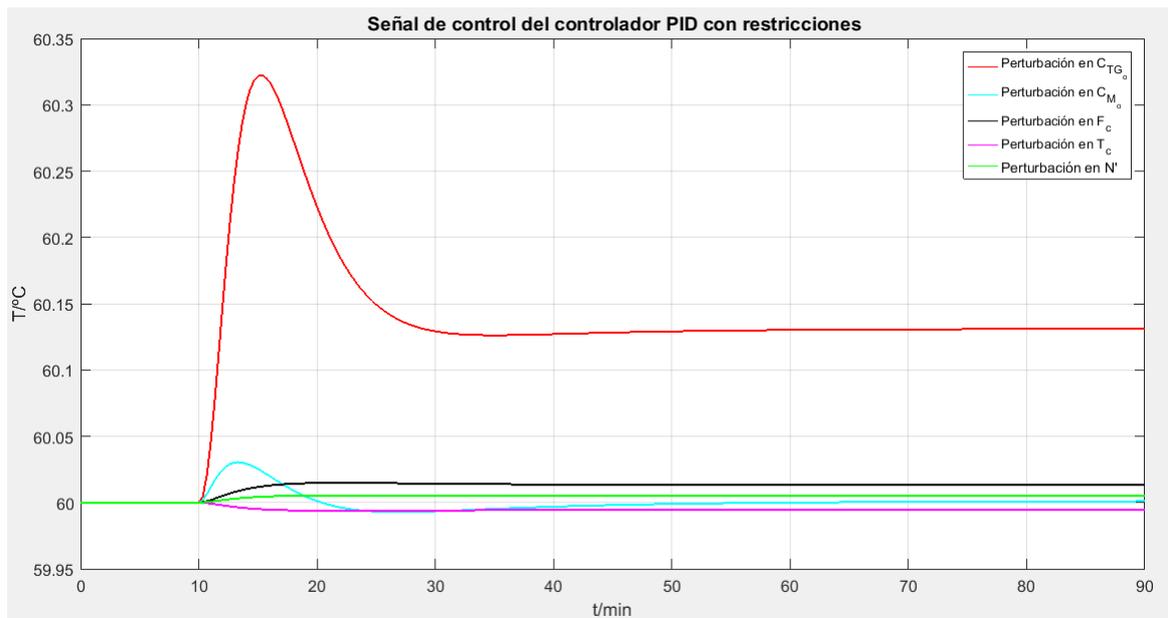


Figura 5.19: Señales de control del controlador PID con restricciones, frente a perturbaciones no medibles.

De las gráficas 5.16 - 5.19 se observa que los controladores PID con restricciones y QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles tienen un buen desempeño frente a perturbaciones no medibles. Debido a que sólo se aprecian variaciones mínimas en la temperatura del reactor, de alrededor de  $\pm 0.04\%$  del valor nominal.

## 5.6. Respuesta temporal de la fracción másica de FAME

El objetivo principal de la tesis es el desarrollo de un controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC) para el control efectivo de la temperatura en un reactor de transesterificación, que posibilite mejorar la eficiencia de conversión de los aceites en ésteres metílicos y cumpla con las restricciones impuestas en la temperatura del reactor. Para cumplir con este objetivo. Como se menciona en el epígrafe 2.5.2, la variable de la fracción másica de ácidos grasos de esteres metílicos (FAME) sólo será observada. Con la finalidad de demostrar que cuando la temperatura del reactor trabaja en el límite de operación superior ( $T = 63.5^{\circ}\text{C}$ ) se obtiene un mayor porcentaje para esta variable y por consiguiente una mayor eficiencia en la conversión de los aceites en esteres metílicos.

En la figura 5.20 se muestra la respuesta temporal de la fracción másica de ácidos grasos de esteres metílicos (FAME) con un sistema de control diseñado con el controlador QDMC con restricciones duras frente a cambios en la referencia de temperatura del reactor.

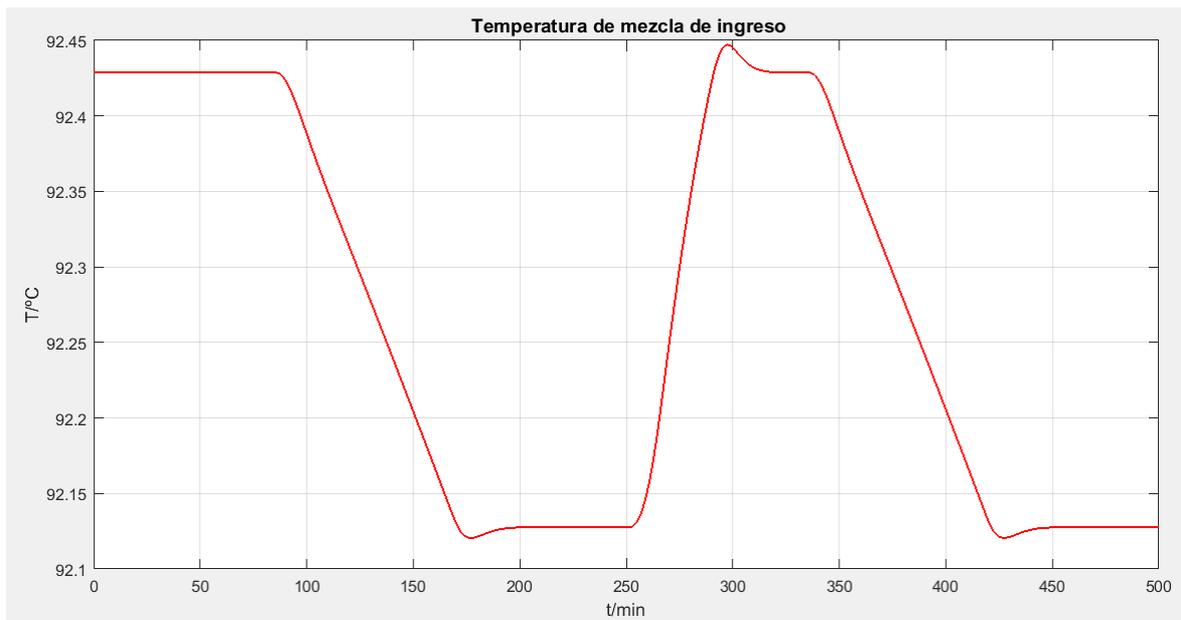


Figura 5.20: Respuesta temporal del porcentaje de la fracción másica de FAME con un controlador QDMC con restricciones suaves y perturbaciones medibles, frente al seguimiento de la trayectoria de referencia de la temperatura.

En la figura 5.20 se observa que el porcentaje de la fracción másica de FAME tiene una relación directa con la temperatura del reactor es decir a mayores temperaturas mayor será este porcentaje. Por lo tanto, se confirma que para lograr una mayor eficiencia es necesario trabajar en los límites superiores de operación.

## 5.7. Conclusiones

- El controlador DMC al no poder manejar restricciones puede generar cambios bruscos en la variable controlada.
- El uso de restricciones en el diseño del controlador QDMC permiten generar señales suaves en la variable controlada.
- Las restricciones duras en la variable de control pueden ocasionar, en algunos casos, que el controlador QDMC presente errores.
- Cuando no se consideran restricciones en las variables, el controlador PID mostró un mejor desempeño que el controlador DMC.
- Al agregar restricciones, el controlador QDMC presentó un comportamiento superior frente al controlador PID, demostrando su efectividad para manejarlas.

## CONCLUSIONES GENERALES

- Se desarrolló un controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC) para el control efectivo de la temperatura en un reactor de transesterificación, el cual mejora la eficiencia de conversión y cumple con las restricciones impuestas en el proceso objeto de estudio.
- Mediante la aplicación de las herramientas de modelado (ecuaciones de balance de masa y energía) se obtuvo un modelo matemático del proceso objeto de estudio, el cual fue linealizado para su aplicación en el diseño de los controladores considerados.
- Para el control del proceso objeto de estudio se diseñó y realizó un análisis comparativo con: un controlador de matriz dinámica (DMC), un controlador de matriz dinámica cuadrática (QDMC) con restricciones duras y suaves y un controlador convencional PID sin restricciones y con restricciones. El mejor desempeño del sistema de control se obtuvo con el controlador QDMC con restricciones suaves.
- Los resultados de simulación del sistema de control diseñado mostraron que el controlador QDMC con restricciones suaves diseñado, responde de manera satisfactoria cuando se trabaja alrededor del punto de operación considerado.
- El controlador QDMC con restricciones suaves y perturbación medible diseñado presenta un buen desempeño frente a perturbaciones no medibles en las variables de entrada. Se obtiene una mayor eficiencia en el porcentaje de la fracción másica de FAME a mayores temperaturas.
- El controlador QDMC con restricciones suaves y perturbación medible diseñado cumple con las restricciones impuestas en la temperatura del reactor.

## RECOMENDACIONES

- La implementación práctica del controlador QDMC diseñado no es compleja y se puede realizar en base a una PC industrial o comercial.
- Se debe tener cuidado al usar el algoritmo de programación cuadrática, dado que en caso de que la solución del problema de optimización no sea factible el controlador generara errores.
- Es recomendable el uso de restricciones suaves cuando se trabaja alrededor de los límites de operación.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Agama Moreno, J., & Rivas-Perez, R. (2011). Smith Predictor based on fuzzy logic controller for control of complex industrial plants. *Electro-Electrónica*, 35(1), 3-16.
2. Aguilar, R., Poznyak, A., Martínez Guerra, R., & Maya Yescas, R. (2002). Temperature control in catalytic cracking reactors via a robust PID controller. *Journal of Process Control*, 12(6), 695-705.
3. Altinten, A., Ketevanlioglu, F., Erdogan, S., Hapoglu, H., & Albaz, M. (2008). Self-tuning PID control of jacketed batch polystyrene reactor using genetic algorithm. *Chemical Engineering Journal*(138), 490-497.
4. Åström, K. J., & Hägglund, T. (1995). *PID Controllers: Theory, design and tuning* (2nd ed.). NC.: Instrument Society of America.
5. Åström, K. J., & Hägglund, T. (2009). *Control PID Avanzado* (S. Dormido Bencomo & J. L. Guzmán Sánchez, Trans.). Madrid, España: Pearson Educación S.A.
6. Åström, K. J., Hang, C. C., & Lim, B. C. (1994). A New Smith Predictor for Controlling a Process with an Integrator and Long Dead-Time. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 39(2), 343-345.
7. Bakošová, M., & Oravec, J. (2014). Robust MPC of an unstable chemical reactor using the nominal system optimization. *Acta Chimica Slovaca*, 7(2), 87-93.
8. Benavides, P., & Diwekar, U. (2012a). Optimal control of biodiesel production in a batch reactor Part I: Deterministic control. *Fuel*, 94, 211-217.
9. Benavides, P., & Diwekar, U. (2012b). Optimal control of biodiesel production in a batch reactor Part II: Stochastic Control. *Fuel*, 94, 218-226.
10. Benavides, P. T., & Diwekar, U. (2013). Studying various optimal control problem in biodiesel production in a batch reactor under uncertainty. *Fuel*, 103, 585-592.
11. Benitez González, I., Rivas-Perez, R., & Feliu-Batlle, V. (2017). Modified Smith Predictor for concentration control in manufacturing process of injectable drugs. *Revista Mexicana de Ingeniería Química*, 16(2).
12. Benitez González, I. O., & Rivas-Perez, R. (2014). Control de la temperatura de un intercambiador de calor en la empresa de Laboratorios Farmacéuticos AICA. En *I Congreso de Automatización y Mantenimiento Industrial*, La Habana, Cuba.

13. Benitez, I. O., Rivas, R., Feliu, V., & Castillo, F. J. (2015). Temperature Control Based on a Modified Smith Predictor for injectable drug formulations. *IEEE Latin America Transactions*, 13(4), 1041-1047.
14. Benitez, I. O., Rivas, R., Feliu, V., Sanchez, L. P., & Sanchez, L. A. (2016). Fuzzy Gain Scheduled Smith Predictor for Temperature Control in an Industrial Steel Slab Reheating Furnace. *IEEE Latin America Transactions*, 14(11), 4439-4447.
15. Berchmans, H. J., Morishita, K., & Takarada, T. (2013). Kinetic study of hydroxide-catalyzed methanolysis of *Jatropha curcas*–waste food oil mixture for biodiesel production. *Fuel*(104), 46-52.
16. Bordons, C. (2000). *Control Predictivo: metodología, tecnología y nuevas perspectivas*. (Material de clase). Universidad de Sevilla, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática.
17. Brásio, A., Romanenko, A., Leal, J., & Santos, L. (2013). Nonlinear model predictive control of biodiesel production via transesterification of used vegetable oils. *Journal of Process Control*, 23, 1471-1479.
18. Brásio, A. S. R., Romanenko, A., Fernandes, N. C. P., & Santos, L. O. (2016). First principle modeling and predictive control of a continuous biodiesel plant. *Journal of Process Control*(47), 11-21.
19. Caccavale, F., Iamarino, M., Pierri, F., & Tufano, V. (2011). *Control and Monitoring of Chemical Batch Reactors*. Londres: Springer-Verlag London Limited.
20. Calderon-Valdez, S. N., Feliu-Batlle, V., & Rivas-Perez, R. (2015). Fractional-order mathematical model of an irrigation main canal pool. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 13(3).
21. Calderón Mendoza, E. M., Rivas Perez, R., & Sotomayor Moriano, J. (2016). Design of Neuro-Fuzzy Controller for Control of Water Distribution in an Irrigation Main Canal. *IEEE Latin America Transactions*, 14(2), 471-476.
22. Calderon Valdez, S. N., Rivas Perez, R., Ruiz Torija, M. A., & Feliu Batlle, V. (2009). Fractional PI controller design with optimized robustness to time delay changes in main irrigation canals. *14th IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation ETFA*, 1411-1417.
23. Camacho, E. F., & Bordons, C. (1998). *Model Predictive Control*. Londres: Springer-Verlag.
24. Camacho, E. F., & Bordons, C. (1999). *Model Predictive Control*. Londres: Springer-Verlag.

25. Camacho, E. F., & Bordons, C. (2002). *Model predictive control*. New York: Springer-Verlag.
26. Castellar Ortega, G. C., Angulo, M. E. R., & Cardozo Arrieta, B. M. (2014). Transesterification vegetable oils using heterogeneous catalysts. *Prospect*, 12(2), 90-104.
27. Castillo-Garcia, F. J., Feliu-Batlle, V., & Rivas-Perez, R. (2013). Frequency specifications regions of fractional-order PI controllers for first order plus time delay processes. *Journal of Process Control*, 23(4), 598-612.
28. Castillo-Garcia, F. J., Feliu-Batlle, V., Rivas-Perez, R., & Sanchez-Rodriguez, L. (2011). Time Domain Tuning of a Fractional Order PI $\alpha$  Controller Combined with a Smith Predictor for Automation of Water Distribution in Irrigation Main Channel Pools. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1), 15049-15054.
29. Castillo Garcia, F., Rivas Perez, R., & Feliu Batlle, V. (2008). Fractional PI $\alpha$  controller combined with a Smith predictor for effective water distribution in a main irrigation canal pool. *IFAC Proceedings Volumes*, 41(2), 14558-14563.
30. Castillo González, J. P. (2015). *Control de un reactor de biodiesel*. Retrieved from Cuernavaca:
31. Castillo González, J. P. (2015). *Control de un reactor de biodiesel*. (Tesis de maestría en ciencias). Centro nacional de investigación y desarrollo tecnológico, Departamento de Ingeniería Electrónica, Cuernavaca, México.
32. Cuenca-Tinitana, J., & Rivas-Perez, R. (2012). Desarrollo de un sistema de control predictivo para la distribución de agua en un tramo de un canal principal de riego. *Revista Estudios Universitarios Universidad Nacional de Loja*, 119-130.
33. Cueto Medina, W., & Rivas Perez, R. (2003). Control system based on programmable logic controllers of the Troncoso water distribution network. *Revista de Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, XXIV(2), 6-14.
34. Cunza Roca, H. *Uso de Biocombustibles en el Perú* [PPT]
35. Cutler, C. R., & Ramaker, B. L. (1979). Dynamic Matrix Control - A computer control algorithm. *The National Meeting of the American Institute*.
36. Chanpirak, A., & Weerachaipichasgul, W. (2017). Improvement of Biodiesel Production in Batch Transesterification Process. *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, II, 5.

37. Chhetri, A. B., Tango, M. S., Budge, S. M., Watts, K. C., & Islam, M. R. (2008). Non-Edible Plant Oils as New Sources for Biodiesel Production. *International Journal of Molecular Sciences*(9), 169-180.
38. Da Silva, N. D. L., Batistella, C. B., Filho, R. M., & Wolf Maciel, M. R. (2011). Investigation of Biofuels Properties. *Chemical Engineering Transactions*, 25, 851-856.
39. Darnoko, D., & Cheryan, M. (2000). Kinetics of Palm Oil Transesterification in a Batch Reactor. *JAACS*, 77(12), 1263-1267.
40. De Praga Moraga, C., Baeyens Lázaro, E., & Rivas Perez, R. (2009). Introduction to the special section of shaped, control and optimization in the sugar industry. *Revista Iberoamericana de Automatica e Informatica Industrial (RIAI)*, 6(3), 5-9.
41. De, R., Bhartiya, S., & Shastri, Y. (2016). Dynamic optimization of a batch transesterification process for biodiesel production. En *Indian Control Conference (ICC)*.
42. Dorojov, I. N., Rivas-Perez, R., Franco Parellada, C., & Gómez González, T. (1986). A digital algorithm for automatic control of technological processes. *Revista de Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 7(2), 175-178.
43. ECE.GMU. *Stability of Dynamical Systems*. Recuperado de [http://ece.gmu.edu/~gbeale/ece\\_521/Notes-521-Stability-01.pdf](http://ece.gmu.edu/~gbeale/ece_521/Notes-521-Stability-01.pdf).
44. Energia12. (2012). Ciclo del biodiesel. Recuperado de <https://energia12.com/2012/11/13/plantas-de-produccion-de-biodiesel-en-argentina/>
45. eXtension.org. (2015, Noviembre 17). <http://articles.extension.org/>. Recuperado de <http://articles.extension.org/pages/26630/reactors-for-biodiesel-production>
46. Feliu-Battle, V., Rivas-Perez, R., & Castillo-García, F. J. (2013). Simple fractional order controller combined with a Smith predictor for temperature control in a steel slab reheating furnace. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 11(3), 533-544.
47. Feliu Battle, V., & Rivas Perez, R. (2017). Fractional order robust control of a reverse osmosis seawater desalination plant. En *Proceedings of 20th IFAC World Congress*, Toulouse, July 9-14, France.
48. Feliu Battle, V., Rivas Perez, R., Gorostiaga Canepa, L., & Sanchez Rodriguez, L. (2003). Fractional control for an open irrigation canal. En *Proceedings of VI Inter Regional Conference on Environment-Water "Land and Water Use Planning and Management"*, Albacete, Spain.

49. Feliu Batlle, V., Rivas Perez, R., Sanchez Rodriguez, L., Castillo García, E. J., & Linarez Saez, A. (2008). Robust Fractional Order PI Controller for a Main Irrigation Canal Pool. *IFAC Proceedings Volumes*, 41(2), 15535-15540.
50. Feliu Batlle, V., San-Millan, A., Feliu-Talegon, D., & Rivas-Perez, R. (2017). Multivariable fractional order model of a laboratory hydraulic canal with two pools. En *Proceedings of IEEE 4th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT 17)*.
51. Fernández, R. M., Herranz, J., & Rivas-Perez, R. (1998). Robust control: the technique LQG/LTR. *Revista de Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 19(1), 21-26.
52. Ghasem, N. M., Sata, S. A., & Hussain, M. A. (2007). Temperature Control of a Bench-Scale Batch Polymerization Reactor for Polystyrene Production. *Chem. Eng. Technol.*, 30(9), 1193-1202.
53. Ghazi, A. T. I. M., Resul, M. F. M. G., Yunus, R., & Yaw, T. S. (2008). Preliminary design of oscillatory flow biodiesel reactor for continuous biodiesel production from jatropa triglycerides. *Journal of Engineering Science and Technology*, 3(2), 138-145.
54. González Querubín, E. A. (2011). *Algoritmos de control predictivo multivariable para procesos con dinámica rápida. Aplicación al control de un sistema de motores acoplados.* (Tesina fin de Máster). Universidad Politécnica de Valencia, Valencia.
55. Grosso, J. M., Ocampo-Martinez, C., & Puig, V. Adaptive Multilevel Neuro-Fuzzy Model Predictive Control for Drinking Water Networks.
56. Gude, V. G., Patil, P., Martinez-Guerra, E., Deng, S., & Nirmalakhandan, N. (2013). Microwave energy potential for biodiesel production. *Sustainable Chemical Processes*.
57. Ho, Y. K. (2011). *Adaptive-model based self-tuning generalized predictive control of a biodiesel reactor*. Retrieved from Kuala Lumpur:
58. Ho, Y. K. (2011). *Adaptive-model based self-tuning generalized predictive control of a biodiesel reactor*. (Master Thesis). University of Malaya, Faculty of Engineering, Kuala Lumpur.
59. Ikonen, E. (2013). *Model Predictive Control and State Estimation*. Retrieved from
60. Ikonen, E. (Enero de 2013). *Model Predictive Control and State Estimation*. (Material de curso). Oulu University, Laboratorio de Sistemas de Ingeniería.
61. Kao, T. G., Nguen, M., & Rivas Perez, R. (1989). Adaptive Control of a time-delay plant usign a searchless model-reference self-tuning system. *Automation and Remote Control*, 49(12, part 2), 1620-1627.

62. Kao, T. G., Nguyen, M., & Rivas Perez, R. (1988). Adaptive control of a delay plant by using a nonsearching self-adjusting system with a model. *Avtomatika i Telemekhanika*, 12, 106-116.
63. Kao, T. G., Rivas-Perez, R., Nguen, V. D., & Franco Parrellada, C. (1985). Compensation of different types of nonlinearities. *Control, Cibernética y Automatización*, 19(4), 47-50.
64. Khemani, H. (Autor). (2011, Noviembre 11). Bright Hub. Recuperado de <http://www.brighthub.com/environment/renewable-energy/articles/6718.aspx>
65. Knothe, G. (Autor). (2009, Diciembre 23). AOCs Lipid Library. Recuperado de <http://lipidlibrary.aocs.org/History/content.cfm?ItemNumber=39263>
66. Kovalenko, P. I., Matzeliuk, E. M., & Rivas-Perez, R. (1990). Adaptive control of water distribution in main irrigation canals with variable time delay. *Scientific Researches in Hydrotechnique and Land Reclamation*, 32-40.
67. Kovalenko, P. I., Pichuguin, E. D., & Rivas-Perez, R. (1983). System identification of dynamic behaviors of a rice flat terrace. *Hydrotechnical and Land Reclamation Problems in Ukraine*, 76-79.
68. Kovalenko, P. I., Pichuguin, E. D., & Rivas-Perez, R. (1989). Compensation of nonlinear characteristics with dead-zone in water distribution control systems. *Construction and Expolitation of Land Reclamation Systems*, 37-49.
69. Kovalenko, P. I., Rivas-Perez, R., & Pichuguin, E. D. (1986). Cascade control system of flows and levels in main canals with head pumping station. *Hydrotechnical Constructions in Land Reclamation Systems*, 91-98.
70. Kovalenko, P. I., Rivas-Perez, R., Pichuguin, E. D., & Kao, T. G. (1984). Modeling the dynamic characteristics of an irrigation main canal for control. *Control, Cibernética y Automatización*, 18(3), 46-50.
71. Ladino, J. A., Herrera, J., Malagón, D. H., Prisciandaro, M., Piemonte, V., & Capocelli, M. (2016). Biodiesel Production Via Hydrodynamic Cavitation: Numerical Study of New Geometrical Arrangements. *Chemical Engineering Transactions*, 50, 319-324.
72. Ławryńczuk, M. (2014). *Computationally Efficient Model Predictive Control Algorithms. A neural network approach* (Vol. 3): Springer International Publishing Switzerland.
73. Leung, D. Y. C., & Guo, Y. (2006). Transesterification of neat and used frying oil: Optimization for biodiesel production. *Fuel Processing Technology*(87), 883-890.
74. Likozar, B., Pohar, A., & Levec, J. (2016). Transesterification of oil to biodiesel in a continuous tubular reactor with static mixers: Modelling reaction kinetics, mass transfer, scale-

up and optimization considering fatty acid composition. *Fuel Processing Technology*(142), 326-336.

75. Ljung, L. (1999). *System identification - Theory for users*. New Jersey: Prentice Hall PTR.
76. Lodha, H., Jachuck, R., & Suppiah Singaram, S. (2012). Intensified Biodiesel Production Using a Rotating Tube Reactor. *Energy & Fuels*, 26(11), 7037-7040.
77. López-Guajardo, E. A., Treviño, F. E., Ortiz, E., & Montesinos, A. *Intensificación del proceso de producción de biodiesel utilizando un micro reactor tubular*. Tecnológico de Monterrey, Departamento de Ingeniería Química, Monterrey.
78. López-Guajardo, E. A., Treviño, F. E., Ortiz, E., & Montesinos, A. *Intensificación del proceso de producción de biodiesel utilizando un micro reactor tubular*. Retrieved from Monterrey:
79. López Becerra, M. E., & Cantero Vergara, K. M. (2006). *Diseño y simulación de un control de modelo predictivo tipo DMC (dynamic matrix control) en un proceso continuo de producción de biodiesel*. (Tesis de titulación). Fundación Universidad del Norte, Departamento de Ingeniería Mecánica, Barranquilla.
80. López Becerra, M. E., & Cantero Vergara, K. M. (2006). *Diseño y simulación de un control de modelo predictivo tipo DMC (dynamic matrix control) en un proceso continuo de producción de biodiesel*. Retrieved from Barranquilla:
81. Maciejowski, J. M. (2002). *Predictive control with constraints*: Prentice Hall.
82. makebiofuel. Recuperado de <http://www.makebiofuel.co.uk/make-biodiesel-at-home/>
83. Mataušek, M. R., & Micić, A. D. (1999). On the Modified Smith Predictor for Controlling a Process with an Integrator and Long Dead-Time. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 44(8), 1603-1606.
84. Ministerio de Energía y Minas. (Diciembre de 2007). *Situación Actual y Perspectivas de los Biocombustibles en el Perú* [PPT]
85. Mjalli, F. S., & Azlan Hussain, M. (2009). Approximate Predictive versus Self-Tuning Adaptive control strategies of Biodiesel Reactors. *Ind. Eng. Chem. Res.*, 48, 11034-11047.
86. Mohammed, M. (2011). *Mathematical Modeling Of A Two-Phase Bubble-Column Reactor For Biodiesel Production from Alternative Feedstocks*. Retrieved from
87. Mohd Ali , A. N., & Aziz, N. (2015). Optimization of DMC Transesterification Based Biodiesel Production. *Advanced Materials Research*, 1113, 370-375.

88. Moncada-Valerio, J., Rivas-Perez, R., & Sotomayor-Moriano, J. (2012). Control predictivo multivariable de un bastidor de ósmosis inversa de una planta desalinizadora de agua de mar. En *Memoria del XV Congreso Latinoamericano de Control Automático "CLCA12"*, Lima, Perú.
89. Moncada Valerio, J. (2012). *Desarrollo de un sistema de control predictivo de un bastidor de osmosis inversa de una planta desalinizadora de agua de mar.* (Tesis de Maestría). PUCP, Lima, Perú.
90. Normey-Rico, J. E., & Camacho, E. F. (2007). *Control of dead-time processes*. London: Springer-Verlag.
91. Normey-Rico, J. E., & Camacho, E. F. (2008). Dead-time compensators: A survey. *Control Engineering Practice*, 16, 407-428.
92. Nouredдини, H., & Zhu, D. (1997). Kinetics of Transesterification of Soybean Oil. *Biocatalysis articles*, 74(11), 1457-1463.
93. Pedregal, D. J., Rivas, R., Feliu, V., Sánchez, L., & Linares, A. (2008). A non-linear forecasting system for the Ebro River at Zaragoza, Spain. *Environmental Modelling & Software*, 24(4), 502-509.
94. Pérez Zúñiga, C. G., Rivas Perez, R., & Sotomayor Moriano, J. (2010). Generalised predictive control of lamination temperature in a steel slab furnace. En *Proceedings of Second International Congress on Automation in the Mining Industry*, Santiago, Chile.
95. Pugliesi, D. (Autor). (2009, Junio 1). Wikipedia. Recuperado de [https://en.wikipedia.org/wiki/Continuous\\_stirred-tank\\_reactor#/media/File:Agitated\\_vessel.svg](https://en.wikipedia.org/wiki/Continuous_stirred-tank_reactor#/media/File:Agitated_vessel.svg)
96. Qin, J. S., & Badgwell, T. A. (1997). An overview of industrial model predictive control technology. En J. C. Kantor, C. E. García, & B. Garnahan (Eds.), *Fifth International Conference on Chemical Process Control* (pp. 232-256).
97. REN 21. (2016). *Energías Renovables 2016 Reporte de la situación mundial*.
98. Rivas-Perez, R. (1984). Synthesis of optimal control systems with time-delay. *Control, Cibernética y Automatización*, 18(4), 31-36.
99. Rivas-Perez, R., Castillo-García, F. J., Sotomayor Moriano, J., & Feliu-Batlle, V. (2014). Control Robusto de Orden Fraccionario de la Presión del Vapor en el Domo Superior de una Caldera Bagacera. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, 11(1), 20-31.

100. Rivas-Perez, R., Castillo-García, F. J., Sotomayor Moriano, J., & Feliu-Batlle, V. (2014). Design of a Fractional Order PI Controller for Steam Pressure in the Steam Drum of a Bagasse Fired Boiler. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3), 1337-1342.
101. Rivas-Perez, R., Feliu-Batlle, V., Castillo-García, F. J., & Benitez-Gonzalez, I. O. (2014). Temperature control of a crude oil preheating furnace using a modified Smith predictor improved with a disturbance rejection term. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3), 5760-5765.
102. Rivas-Perez, R., Feliu-Batlle, V., Castillo-García, F. J., & Linarez Saez, A. (2008). System identification for control of a main irrigation canal pool. *IFAC Proceedings Volumes*, 41(2), 9649-9654.
103. Rivas-Perez, R., Feliu-Batlle, V., Castillo-García, F. J., Sánchez-Rodríguez, L., & Linarez Saez, A. (2011). Control-oriented model of a complex irrigation main canal pool. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1), 2919-2924.
104. Rivas-Perez, R., Feliu-Batlle, V., Castillo-García, F. J., Sánchez-Rodríguez, L., & Linarez Saez, A. (2014). Robust fractional order controller implemented in the first pool of the Imperial de Aragon main canal. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 5(1), 23-42.
105. Rivas-Perez, R., Feliu-Batlle, V., Sánchez-Rodríguez, L., Pedregal Tercero, D. J., Linarez Saez, A., Aguilar Mariñosa, J. V., & Langarita García, P. (2008). Identification of the first pool of the Imperial de Aragon main irrigation canal. *Ingeniería hidráulica en México*, XXIII(1), 71-87.
106. Rivas-Perez, R., Feliu-Batlle, V., Sánchez-Rodríguez, L., Pedregal Tercero, D. J., Linarez Saez, A., Aguilar Mariñosa, J. V., & Langarita García, P. (2007). System identification of Aragon's Imperial Irrigation Main Canal. *IFAC Proceedings Volumes*, 40(1), 274-279.
107. Rivas-Perez, R., Herranz, J., Llanes, O., & Cartaya, L. (1994). Modelo matemático dinámico de generadores de vapor. *Revista de Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 15(3), 45-54.
108. Rivas-Perez, R., Kao, T. G., Franco Parrellada, C., & Obregón Pacheco, O. (1984). Adaptive system for compensation of backlash nonlinearity. *Control, Cibernética y Automatización*, 18(3), 3-6.
109. Rivas-Perez, R., & Pichuguin, E. D. (1987). Adaptive control by pulse width modulation of water distribution in main canals of irrigation systems. *Drip irrigation of orchards and vineyards in Ukraine and Moldova*, 43-50.
110. Rivas-Perez, R., & Pichuguin, E. D. (1989). Cascade control of water distribution processes in main canals with head pumping station. *Construction and Exploitation of Land Reclamation Systems*, 93-102.

111. Rivas-Perez, R., & Pichuguin, E. D. (1989). Synthesis of adaptive control systems of water distribution in main irrigation canals. *Land Reclamation and Water Management*, 70, 66-70.
112. Rivas Perez, R. (1987). Time delay compensation in automatic control systems. *Control, Cibernética y Automatización*, 20(3), 36-38.
113. Rivas Perez, R. (1988). Automated system of water distribution in irrigation main canals. *Land Reclamation and Hydraulic Resources Management*, 8, 40-42.
114. Rivas Perez, R. (1988). Digital control of water levels in main irrigation canals. *Land Reclamation and Water Management*, 68, 85-88.
115. Rivas Perez, R. (1991). Cascade control of water distribution in rice plane terraces of Krasnodar class and Kuban variant. *Land Reclamation and Water Management*, 75, 72-76.
116. Rivas Perez, R. (1991). Synthesis of optimal stationary automatic control systems of water distribution in main irrigation canals by means of time delay compensation. *Land Reclamation and Water Management*, 74, 77-82.
117. Rivas Perez, R., Aref Ghraizi, R., Peran Gonzalez, J. R., & Sánchez E., C. (2000). Industrial boilers. Integral automatic control system. *Automática e Instrumentación*(308), 79-84.
118. Rivas Perez, R., Franco Parellada, C., & Kao, T. G. (1985). Stability analysis of control systems with time delay in state and control. *Control, Cibernética y Automatización*, 19(4), 15-18.
119. Rivas Perez, R., Kao, T. G., & Franco Parellada, C. (1986). Asymptotic stability analysis of nonlinear systems with time delay in the control. *Revista de Ingeniería Electrónicas, Automática y Comunicaciones*, 7(4), 294-297.
120. Rivas Perez, R., Kao, T. G., Franco Parellada, C., & Prokofiev, V. E. (1987). Sistema de control automático de objetivos con retardo de tiempo. *Control, Cibernética y Automatización*, 20(1), 24-26.
121. Rivas Perez, R., Peran Gonzalez, J. R., Pineda Reyes, B., & Perez Pereira, S. (2003). Distributed control under centralized intelligent supervision in the Güira de Melena Irrigation System. *Ingeniería hidráulica en México*, 18(2), 53-68.
122. Rivas Perez, R., Prada Moraga, C., Peran Gonzalez, J. R., & Kovalenko, P. I. (2002). Robust adaptive predictive control of water distribution in irrigation canals. *IFAC Proceedings Volumes*, 15(1), 97-102.
123. Rivas Perez, R., Sánchez E., C., Busoch Morlan, C., & Benítez Gonzáles, I. (2011). Generadores de vapor de bagazo y su control *Libro blanco del control automático en la*

*industria de la caña de azúcar*. (pp. 195-230). España: Programa (CYTED), Red de Automatización y Control de la industria de Transformación de la Caña de Azúcar.

124. Rivas Perez, R., & Sotomayor Moriano, J. (2014). Control Predictivo Generalizado de las Variables Críticas de una Unidad de Ósmosis Inversa. En *Memorias del XVI Congreso Latinoamericano de Control Automático, CLCA 2014*, Cancún, México.
125. Rivas Perez, R., Sotomayor Moriano, J., & Pérez Zúñiga, C. G. (2017). Adaptive expert generalized predictive multivariable control of seawater RO desalination plant for a mineral processing facility. En *Proceedings of 20th IFAC World Congress*, Toulouse, July 9-14, France.
126. Rivas Perez, R., Sotomayor Moriano, J., Pérez Zúñiga, C. G., & Calderón Mendoza, E. M. (2016). Diseño de un GPC multivariable basado en una PC industrial para el control de una unidad de ósmosis inversa de una industria farmacéutica. *Revista Mexicana de Ingeniería Química*, 15(1), 259-273.
127. Rodríguez, C., Normey-Rico, J. E., Guzmán, J. L., & Berenguel, M. (2016). On the filtered Smith predictor with feedforward compensation. *Journal of Process Control*, 41, 35-46.
128. Rodríguez Vásquez, J. R., & Rivas Perez, R. (2011). *Desarrollo de un Sistema de Control Avanzado de la Presión del Vapor en una Caldera de Tubos de Fuego*: Editorial PUCP.
129. Rodríguez Vásquez, J. R., Rivas Perez, R., & Sotomayor Moriano, J. (2007). System identification of the steam pressure variation process inside a fire-tube boiler. *IFAC Proceedings Volumes*, 40(1), 232-237.
130. Salcedo Hernández, J., & Rivas-Perez, R. (2010). Model based predictive control of temperature in a cement rotatory kin. *Electro-Electrónica*, 34(2), 52-60.
131. Sanchez Rodriguez, L., Feliu Batlle, V., Rivas Perez, R., & Ruiz Torija, M. A. (2007). Robust control of a laboratory hydraulic canal by using a fractional PI controller. En *Proceedings of the ASME 2007 International Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference "IDETC07"*, Las Vegas, Nevada, USA.
132. Sendoya, D. F. (2012). ¿Qué es el control predictivo y hacia dónde se proyecta? *Revista Especializada en Ingeniería*.
133. Shi, H., Wang, D., Yuan, D., & Wang, T. (2013). Two-Layer Predictive Control of a Continuous Biodiesel Transesterification Reactor. *Journal of Applied Mathematics*, 2013, 14.
134. Smith, C. A., & Corripio, A. B. (2006). *Principles and Practice of Automatic Process Control*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

135. Song, Y., Wang, X., Teng, H., & Guan, Y. (2016). Nonlinear parametric predictive control for the temperature control of bench-scale batch reactor. *Applied Thermal Engineering*(102), 134-143.
136. Thompson, J. C., & He, B. B. (2007). Biodiesel production using static mixers. *Transactions of the American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 50(1), 161-165.
137. Torres y Carrera. (2010). *Informe Biocombustibles 2010*.
138. Tran, D.-T., Chen, C.-L., & Chang, J.-S. (2016). Continuous biodiesel conversion via enzymatic transesterification catalyzed by immobilized Burkholderia lipase in a packed-bed bioreactor. *Applied Energy*(168), 340-350.
139. Uribe Gómez, M. (2010). *Simulación de una planta piloto para la producción de biodiesel en el laboratorio de operaciones unitarias de la ESIQIE*. Retrieved from México D.F.:
140. VanDoren, V. J. (2003). *Techniques for Adaptive Control*: Butterworth-Heinemann.
141. Vera, C. R., D'Ippolito, S. A., Pieck, C. L., & Parera, J. M. *Optimización de un proceso de producción de biodiesel basado en transesterificación supercrítica no catalítica*. Retrieved from Santa Fé:
142. Wali, W. A., Hassan, K. H., Cullen, J. D., Al-Shamma'a, A. I., Shaw, A., & Wylie, S. R. (2011). Artificial Intelligent Control for a Novel Advanced Microwave Biodiesel Reactor. *Journal of Physics: Conference Series*(307), 7.
143. Watanabe, K., & Ito, M. (1981). A Process-Model Control for Linear Systems with Delay. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 26(6), 1261-1269.
144. Zhang, W. D., & Sun, Y. X. (1996). Modified Smith predictor for controlling integrator/time delay processes. *Industrial and Engineering Chemistry Process Design and Development*, 35, 2769-2772.