

FIJACIÓN DE CONSIGNAS ÓPTIMAS EN LÍNEA MEDIANTE IDENTIFICACIÓN EN LÍNEA DEL PROCESO



WESNERT ALEGRÍA RIASCOS
JAMES GABRIEL ZAMBRANO MENDEZ

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero en Automática
Industrial

Director:
CARLOS ALBERTO GAVIRIA LOPEZ
PhD. Automatización avanzada y Robótica

Universidad del Cauca
Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones
Departamento de Electrónica Instrumentación y Control
Popayán, Enero 2019

WESNERT ALEGRIA RIASCOS
JAMES GABRIEL ZAMBRANO MENDEZ

FIJACIÓN DE CONSIGNAS ÓPTIMAS EN LÍNEA
MEDIANTE IDENTIFICACIÓN EN LÍNEA DEL PROCESO

Trabajo de grado presentado a la Facultad de Ingeniería
Electrónica y Telecomunicaciones de la
Universidad del Cauca para la obtención del
Título de

Ingeniero en
Automática Industrial

Director:
CARLOS ALBERTO GAVIRIA LOPEZ
PhD. Automatización avanzada y Robótica

Popayán - Cauca
2019

*Dedico este trabajo a mis padres
por su amor incondicional, eterna
dedicación y compromiso, y por ser
el impulso y el soporte de este logro y
de los que vendrán. A mi hermano por
ser compañero incondicional.*
Wesnert

*Esta tesis está dedicada a mi madre,
por ser el pilar más importante y
por demostrarme siempre su cariño y
apoyo incondicional sin importar
nuestras diferencias de opiniones.
A mi padre, a pesar de nuestra
distancia física, siento que
estás conmigo siempre y aunque
nos faltaron muchas cosas por
vivir juntos, sé que este momento
hubiera sido tan especial para ti
como lo es para mí.*
James

En primer lugar deseo agradecer a mi familia, en especial a Wilner, Tito y Rosario, por su constante apoyo y por hacerme sentir como en casa durante todos estos años.

También deseo agradecer a mis compañeros y amigos (con especial mención a Felipe, Kevin, Leidy y Ricardo) por las experiencias compartidas, por sus consejos y por su compañía en los momentos más oportunos. Del mismo modo, quiero expresar mi eterna gratitud al coautor del presente trabajo, mi compañero James Zambrano, y a nuestro director, el doctor Carlos Alberto Gaviria, puesto que, sin sus aportes y su esfuerzo no hubiese sido posible llevar a feliz término este proyecto.

Wesnert Alegría

Dicen que la mejor herencia que nos pueden dejar los padres son los estudios, sin embargo no creo que sea el único legado del cual yo particularmente me siento muy agradecido, mis padres me han permitido trazar mi camino y andar con mis propios pies. Ellos son mis pilares de la vida, les dedico este trabajo de titulación.

También quiero agradecer de manera especial a mi compañero, Wesnert Alegría, por su gran aporte a la realización de esta tesis. Y finalmente a nuestro director el doctor Carlos Alberto Gaviria quien con su dirección, conocimiento, enseñanza y colaboración permitió el desarrollo de este trabajo.

James Zambrano

Resumen

El presente documento pretende dar a conocer el proceso realizado para evaluar el desempeño de una estructura de control supervisor que emplea un modelo identificado en línea para la fijación de consignas óptimas; este proceso de evaluación fue aplicado a un caso de estudio correspondiente a un proceso químico seleccionado para simularse en un entorno virtual.

La investigación realizada y evidenciada en este documento tiene como finalidad determinar si las ventajas presentes en las estructuras de control supervisor jerárquico para fijación de consignas óptimas en línea basadas en modelos obtenidos fuera de línea (ventajas documentadas en investigaciones concernientes a procesos industriales como los de destilación de hidrocarburos, reacciones entre compuestos químicos y otros) se potencian cuando dichos modelos se obtienen a través de técnicas y procesos de identificación en línea (esto considerando que la identificación en línea permite, en teoría, refinar la precisión con que un modelo representa las dinámicas de un sistema). En este documento se evidencian aspectos relacionados con: las estrategias de control supervisor jerárquico, la simulación de procesos en entornos virtuales, la obtención de modelos identificados en línea, y algunas métricas para evaluar el rendimiento obtenido a través de una implementación de este tipo. Para esto se presenta, en primer lugar, la cimentación conceptual que permite comprender cómo opera una estructura de control jerárquico para la optimización de consignas en línea (y las características de la estructura implementada en este proyecto); posteriormente, se evidencia el proceso de construcción de un modelo computacional de una planta de separación trifásica de hidrocarburos denominada *Free Water Knock-Out (FWKO)* a través del software de simulación Aspen HYSYS®; en tercer lugar, se presentan: 1) la implementación en el entorno de desarrollo software MATLAB® del algoritmo elaborado para la identificación en línea, 2) la comunicación entre el programa desarrollado a partir del algoritmo y la simulación construida en Aspen HYSYS®. Finalmente, se muestran los resultados de simulación obtenidos al concluir el proceso de investigación, los cuales una vez que fueron analizados permitieron determinar que la estructura jerárquica con identificación en línea implementada produce un mejor desempeño en el proceso (*FWKO*) que la estrategia de control directo MPC y que otra estructura jerárquica para fijación de consignas óptimas, convirtiéndose así la estructura jerárquica con identificación en línea en una opción factible para el campo de la fijación de consignas óptimas en línea mediante estructuras jerárquicas de control supervisor, útil cuando debido a las condiciones del proceso se requiere maximizar tanto como sea posible el rendimiento

(o disminuir en gran medida el consumo de algún insumo o materia prima), propósitos que en muchos casos no se alcanzan a través del control convencional ni por medio del control directo MPC.

Palabras Clave: *Control de procesos, Control supervisor, Optimización de régimen permanente, Optimización dinámica, Identificación de sistemas en línea, Simulación de procesos*

Abstract

This document aims to publicize the process carried out to evaluate the performance of a supervisory control structure that uses an online identified model for setting optimal setpoints; This process was applied to a case study corresponding to a chemical process selected to be simulated in a virtual environment.

The research carried out and evidenced in this document is intended to determine whether the advantages present in the hierarchical supervisory control structures for setting optimal online setpoints based on models obtained offline (advantages documented in investigations concerning industrial processes such as distillation of hydrocarbons, reactions between chemical compounds and others) are enhanced when these models are obtained through online identification techniques and processes (this considering that online identification allows, in theory, to refine the precision with which a model represents the dynamics of a system).

This document shows aspects related to: hierarchical supervisory control strategies, process simulation in virtual environments, obtaining models identified online, and some metrics to assess the performance obtained through such an implementation. For this, first, the conceptual foundation is presented that allows us to understand how a hierarchical control structure operates for the optimization of online setpoints (and the characteristics of the structure implemented in this project); subsequently, the process of building a computational model of a three-phase hydrocarbon separation plant called *Free Water Knock-Out (FWKO)* is demonstrated through the Aspen HYSYS® simulation software; Thirdly, we present: 1) the implementation in the MATLAB® software development environment of the algorithm developed for online identification, 2) the communication between the program developed from the algorithm and the simulation built in Aspen HYSYS®. Finally, the simulation results obtained at the conclusion of the research process are shown, which once analyzed allowed us to determine that the hierarchical structure with online identification implemented produces a better performance in the process (*FWKO*) than the MPC direct control strategy and that another hierarchical structure for setting optimal setpoints, thus making the hierarchical structure with online identification a feasible option for the field of setting optimal online setpoints through supervisory control hierarchical structures, useful when due to the conditions of the process it is required to maximize the yield as much as possible (or greatly reduce the consumption of some input or raw material), purposes that in many cases are not achieved through conventional control or through direct control MPC .

Key words: *Process control, Supervisor control, Stable state optimization, Dynamic optimization, Online systems identification, Process simulation*

Tabla de Contenido

Resumen	3
Abstract	5
Lista de Figuras	10
Lista de Tablas	13
1 Introducción	14
1.1 Motivación	16
1.2 Objetivos	17
1.3 Estructura del documento	17
2 Marco conceptual	19
2.1 Control óptimo y estructuras de control supervisor	19
2.1.1 Teoría del Control Óptimo	20
2.1.2 Técnicas de control basadas en el modelo	21
2.1.3 Control Predictivo basado en el Modelo	25
2.1.4 Control supervisor y optimización de consignas en línea	30
2.2 Identificación de sistemas	36
2.2.1 Modelo dinámico	36
2.2.2 Datos entrada-salida	37
2.2.3 Estructura del modelo	37
2.2.4 Evaluación del modelo estimado	40
2.2.5 Enfoques de identificación en lazo cerrado	41
2.3 Las características del caso de estudio	41
2.3.1 Proceso de selección	42
2.3.2 Características de la planta seleccionada	44
3 Modelo computacional, simulación y control	49
3.1 Modelado computacional de procesos industriales	49
3.1.1 Herramientas para modelado computacional de procesos	50
3.1.2 Modelo computacional del caso de estudio	53
3.2 Simulación del proceso	56
3.3 Comunicación entre el modelo de simulación y el control supervisor	58

3.3.1	Captura de datos de simulación, importación y exportación en Aspen HYSYS	59
3.3.2	Intercambio de información HYSYS-MATLAB	62
4	Identificación y actualización de los modelos	68
4.1	Procedimiento de identificación	68
4.2	Justificación del proceso de identificación	69
4.3	Construcción del algoritmo de identificación	69
4.3.1	Mínimos cuadrados	70
5	Análisis de resultados	76
5.1	Desempeño de la estructura de control	77
5.1.1	Desempeño del controlador MPC	79
5.1.2	Desempeño de la capa de optimización	81
5.1.3	Desempeño de la estructura con identificación recursiva	84
5.1.4	Desempeño de la estructura jerárquica	86
5.1.5	Comparación del desempeño de la estructura jerárquica	90
5.2	Comparación de las estrategias	92
5.2.1	Comparación de parámetros transitorios	92
5.2.2	Comparación de los criterios integrales	95
6	Conclusiones y trabajos futuros	104
6.1	Conclusiones	104
6.2	Trabajos Futuros	105
	Bibliografía	108
	Anexos	119
A	Interfaz HYSYS - MATLAB	119
A.1	Comunicación entre Aspen HYSYS y MATLAB	119
A.1.1	Ejemplos librería hysysmat	119
A.1.2	S-Function LSSO	121
A.1.3	Funciones para el establecimiento y la lectura de las variables provenientes de la SPREADSHEET	124
B	Criterios de selección	126
B.1	Criterio de selección para la herramienta de modelado	126
C	Comparación del desempeño de los controladores	127
C.1	Comparación de las respuestas temporales	128
C.1.1	Respuestas transitorias	128
C.1.2	Evaluación de los criterios integrales	134
C.1.3	Curvas de respuesta temporal	139

D Identificación Recursiva	151
D.1 Funcion implementada para la identificación	151

Lista de Figuras

2.1	Esquema de control jerárquico estándar con los periodos de intervención habituales de cada capa. Elaborado con base en [1] y [2]	33
2.2	Esquema de control propuesto por [3] con el controlador MPC y el estimador de parámetros (en la capa inferior) y el optimizador de estado estacionario en línea (en la capa superior)	34
2.3	Estructuras de modelo 1	38
2.4	Estructuras de modelo 2	38
2.5	Estructuras de modelo 3	38
2.6	Comparación de respuesta entre sistema real e identificado (Presión) . .	40
2.7	Error de predicción	41
3.1	Interfaz de configuración de propiedades	54
3.2	Modelo en estado estacionario del FWKO, las corrientes de material corresponden a las flechas azules mientras que las flechas rojas representan las corrientes de energía	55
3.3	Parámetros de entrada y salida del FWKO, los resaltados en color azul son introducidos por el usuario y los de color negro sin resaltar son calculados por el solver	55
3.4	Modelo del FWKO para simulación dinámica, en este se puede observar la adición de válvulas y controladores	56
3.5	Integrador HYSYS	58
3.6	Caracterización de las corrientes de proceso en la simulación	60
3.7	SPREADSHEET utilizada para el intercambio de datos del FWKO entre Aspen HYSYS y MATLAB	62
3.8	Esquema de conexión HYSYS-MATLAB para control MPC	64
3.9	Esquema de conexión HYSYS-MATLAB con control jerárquico	65
3.10	Comparación de la respuesta del modelo del FWKO identificado fuera de línea con las respuestas totales del sistema ante diferentes valores de disturbo	67
4.1	Secuencia algoritmo de identificación	70
4.2	Comparación de respuesta modelo base e identificado (Temperatura) . .	72
4.3	Comparación de respuesta entre modelo base e identificado (Presión) . .	73
4.4	Entradas manipuladas	73
4.5	Valor del disturbo.	74
4.6	Salidas obtenidas en Hysys.	75

4.7	Salidas obtenidas con el modelo calculado en línea.	75
5.1	Respuesta del controlador MPC sin la estructura jerárquica para diferentes flujos de Alimento con modelo fijo (referente)	80
5.2	Respuesta del controlador MPC con estructura jerárquica para diferentes flujos de Alimento con modelo fijo (referente)	83
5.3	Respuesta del controlador MPC con estructura jerárquica y modelos actualizados mediante identificación en línea para diferentes flujos de Alimento	85
5.4	Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 10 (<i>Alimento</i> = 57.64Kgmol/h)	87
5.5	Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 10 (<i>Alimento</i> = 115.28Kgmol/h)	88
5.6	Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 10 (<i>Alimento</i> = 172.92Kgmol/h)	88
5.7	Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 50 (<i>Alimento</i> = 57.64Kgmol/h)	89
5.8	Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 50 (<i>Alimento</i> = 115.28Kgmol/h)	89
5.9	Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 50 (<i>Alimento</i> = 172.92Kgmol/h)	90
5.10	Comparación tiempo de estabilización	90
5.11	Comparación tiempo pico	91
5.12	Comparación máximo sobreimpulso	91
5.13	Comparación de los parámetros de respuesta transitoria de las tres estrategias de control para distintos valores de la corriente Alimento	94
5.14	Comparación de los resultados del criterio ISE para diferentes valores de la corriente <i>Alimento</i>	96
5.15	Comparación de los resultados del criterio IAE para diferentes valores de la corriente <i>Alimento</i>	97
5.16	Comparación de los resultados del criterio ITSE para diferentes valores de la corriente <i>Alimento</i>	98
5.17	Comparación de los resultados del criterio ISU para diferentes valores de la corriente <i>Alimento</i>	99
5.18	Comparación de los resultados del criterio TVU para diferentes valores de la corriente <i>Alimento</i>	101
5.19	Comparación del consumo de energía en las tres estrategias de control evaluadas ante diferentes valores de la corriente Alimento	103
C.1	Respuesta del controlador MPC sin la estructura jerárquica para diferentes flujos de Alimento	140
C.2	Respuesta del controlador MPC con estructura jerárquica para diferentes flujos de Alimento	142

C.3	Respuesta del controlador MPC con estructura jerárquica y actualización de modelos en línea (a través de identificación recursiva) para diferentes flujos de Alimento	144
C.4	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 57.64 <i>Kgmol/h</i>)	145
C.5	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 69.168 <i>Kgmol/h</i>)	145
C.6	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 115.28 <i>Kgmol/h</i>)	146
C.7	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 161.392 <i>Kgmol/h</i>)	146
C.8	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 172.92 <i>Kgmol/h</i>)	147
C.9	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 57.64 <i>Kgmol/h</i>)	148
C.10	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 69.168 <i>Kgmol/h</i>)	148
C.11	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 115.28 <i>Kgmol/h</i>)	149
C.12	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 161.392 <i>Kgmol/h</i>)	149
C.13	Respuesta del sistema con identificación en línea (<i>Alimento</i> = 172.92 <i>Kgmol/h</i>)	150

Lista de Tablas

2.1	Resultados obtenidos de las bases de datos para las palabras claves relacionadas con la búsqueda de la planta caso de estudio	43
3.1	Composición del fluido simulado	54
3.2	Limites operativos del FWKO modelado	57
3.3	Variables compartidas entre Aspen HYSYS y MATLAB	63
5.1	Respuesta temporal del controlador MPC independiente para <i>Alimento</i> = 115.28 <i>kgmol/h</i> con modelo fijo (referente)	81
5.2	Respuesta temporal del controlador MPC dirigido por la estructura de optimización para <i>Alimento</i> = 115.28 <i>kgmol/h</i> con modelo fijo (referente)	82
5.3	Respuesta temporal del controlador MPC dirigido por la estructura de optimización con actualización en línea de modelos <i>Alimento</i> = 115.28 <i>kgmol/h</i>	84
5.4	Valores de indicadores de desempeño con horizonte de predicción 10 <i>Alimento</i> = 115.28 <i>kgmol/h</i> con modelos actualizados en línea	86
5.5	Valores de indicadores de desempeño con horizonte de predicción 50 <i>Alimento</i> = 115.28 <i>kgmol/h</i> con modelos actualizados en línea	87
5.6	Comparación de los consumos de energía por unidad de tiempo para las tres estrategias de control (en <i>kJ/h</i>)	102
B.1	Comparación entre herramientas para modelado	127

Capítulo 1

Introducción

En la actualidad, la estrategia de control Proporcional-Integral-Derivativo (PID) es la más utilizada en la industria ya que su estructura es bastante simple, lo cual permite una fácil comprensión e implementación de la misma [4], [5]. Sin embargo, se ha descubierto que en muchos casos esta estrategia de control no es suficiente para asegurar un rendimiento óptimo, puesto que existen situaciones en las cuales los controladores PID no logran ser sintonizados adecuadamente, o en su defecto, dicha sintonización no es suficiente para alcanzar el rendimiento deseado. Debido a esto, se han propuesto y desarrollado diferentes métodos de sintonización [6], [5], [7], [4] y complementos para la estructura PID tradicional [8], [9]. En muchos casos estas implementaciones mejoradas de la estrategia de control PID consiguen dar solución a los problemas mencionados anteriormente, sin embargo, existen situaciones en las cuales ninguna de estas implementaciones arroja los resultados esperados. Estas deficiencias en términos reales se traducen en un mal seguimiento de las consignas de control (*setpoints*), el desperdicio de los materiales y/o la energía utilizada en el proceso, y en el mal funcionamiento de los equipos (con el consecuente riesgo de averías).

Con el fin de superar las limitaciones del control PID [10] y evitar las consecuencias de un control deficiente, múltiples autores han desarrollado estrategias de control óptimo a partir de investigaciones realizadas desde diversos enfoques inspirados en las necesidades de la industria: energía y máquinas eléctricas [11], [12], [13], [14]; químicos, alimentos y petróleo [15], [16], [17], [10], [18], [19], [20]; y explotación de minerales [21], por mencionar algunos.

Estas estrategias de control, que hacen parte de las llamadas estrategias de control avanzado, nacen bajo la premisa de maximizar el rendimiento de una planta manteniendo la operación de esta en condiciones seguras [22], [23], [24], [25] y estabilizando los lazos de control en los puntos que aseguran la eficiencia económica del proceso [1], [26], [27], [28].

Dentro de las estrategias de control avanzado existe un tópico conocido como control

jerárquico (o multicapa) para optimización de consignas en línea (llamado también control jerárquico para fijación de consignas óptimas en línea) cuya característica principal radica en la distribución de los controladores o sus algoritmos en capas organizadas, de tal forma que, los niveles o capas inferiores controlan directamente los lazos de la planta (se encargan del seguimiento de los *setpoints*), mientras que los niveles o capas superiores establecen, a partir de criterios económicos o de otra índole, los mejores *setpoints* que puedan seguir los elementos de las capas inferiores [29].

Existen diferentes tipos de estructuras de control multicapa (es posible apreciar esto en [30], [27], [18], [31], [17], [1], [32], [33]), todas originadas en las necesidades particulares de un tipo de procesos y/o en el entorno en que se desarrollaron los controladores. Sin embargo, es posible reconocer a través de una revisión de la literatura, que en entornos de procesos industriales que requieren el uso de estrategias de control avanzado, y más específicamente de estructuras jerárquicas para fijación de consignas óptimas, prevalece el uso de controladores de tipo MPC (Control Predictivo basado en el Modelo), solos o fijando consignas para controladores PID en las capas inferiores ([34], [35]), y elementos de control supervisor o control óptimo para las capas superiores ([1], [36], [19], [21], [17]). La literatura mostrada anteriormente brinda información suficiente para demostrar que las estructuras de control jerárquico para fijación de consignas óptimas (sin importar las estrategias individuales que hagan parte de una estructura específica) generan resultados satisfactorios en los entornos que lo requieren, manifestándose un mayor potencial en el caso de sistemas con múltiples entradas y múltiples salidas (MIMO), con no-linealidades grandes, y en general, en situaciones donde el control PID y las técnicas individuales de control avanzado se quedan cortas.

En este sentido, y considerando que a pesar de la heterogeneidad de las estructuras jerárquicas de control es posible (mediante el análisis de sus características), determinar qué componentes incorporar en una estructura de control supervisor jerárquico para un proceso específico, en el presente trabajo se seleccionará una estructura particular que servirá como base para el desarrollo de la investigación que se muestra en este documento.

En trabajos anteriores realizados en la Universidad del Cauca, particularmente [2], se ha explorado el control supervisor jerárquico para optimización de consignas en línea con una estructura conformada por elementos de control directo de tipo PID y MPC, y elementos de control óptimo de estado estacionario. Dados los resultados obtenidos a través de dicho proyecto, y considerando que esta estructura multicapa opera con base en modelos matemáticos de las plantas a controlar, en la investigación que da origen a este documento se pretende determinar si la inclusión de un modelo identificado en línea (con las ventajas que esto supone) permite lograr alguna mejora en el rendimiento de la estructura jerárquica anteriormente planteada.

Para lograr lo antes mencionado se desarrollará, mediante el software de simulación Aspen HYSYS®, un modelo computacional de una planta química conocida como

Free Water Knock-Out (FWKO) que se utiliza para realizar la separación de crudo, agua y gas. Dicha planta se controlará empleando una estructura de control supervisor jerárquico seleccionada a partir del análisis de la literatura y las características de la planta química elegida, utilizando para ello un modelo matemático generado a partir de un algoritmo de identificación en línea desarrollado e implementado a través del software MATLAB®, dejando como parte final del proyecto (y objetivo del presente documento) la evaluación del desempeño obtenido al adicionar modelos identificados en línea a la estructura mencionada, con el fin de determinar si la adición de estos modelos mejora en alguna forma el rendimiento de la estrategia de control.

1.1. Motivación

A partir de los trabajos de investigación realizados recientemente en el programa de Ingeniería en Automática Industrial relacionados con las estructuras de control supervisor jerárquico para fijación de consignas óptimas en línea, se ha demostrado que este es un campo de interés desde el cual se pueden abordar gran variedad de aplicaciones, puesto que abre horizontes para probar la combinación jerarquizada de diferentes estrategias de control (desde el habitual PID hasta el control difuso), a la vez que permite realizar experimentos diferentes a los habitualmente ligados al control básico (PID, redes de adelanto-atraso, etc). Dentro de estos nuevos horizontes se incluye la posibilidad de mejorar aún más el rendimiento de los controladores diseñados de esta forma (con el control jerárquico), combinando las técnicas de control avanzado que no suelen abordarse a profundidad en el plan de estudios del programa con el uso de las técnicas de identificación de sistemas que se enseñan en este. Adicionalmente, el uso de una herramienta de simulación dinámica de procesos como Aspen HYSYS® facilita la enseñanza de diversas técnicas de control en el aula, razón por la cual, se hace interesante explotar las características de estos simuladores con la finalidad de evaluar la conveniencia de incorporarlas (considerando sus ventajas y limitaciones) como una ayuda para el aprendizaje y desarrollo de estrategias de control con diferentes niveles de complejidad.

La optimización de consignas en línea, más allá del interés que genera en el ámbito educativo, es un tema vigente en la industria, hecho que se demuestra en la gran cantidad de artículos, libros y otros documentos que se encuentran en bases de datos científicas, la mayoría de los cuales han sido escritos en los últimos años, remarcándose así una tendencia creciente en la investigación y desarrollo de esta temática a lo largo del tiempo.

Por estas razones se hace necesario investigar, desde la seguridad que brinda un simulador de procesos (previando comportamientos no deseados, posibilitando llevar a la planta a puntos de operación no seguros y permitiendo realizar experimentos que en un entorno real serían peligrosos o muy costosos), el alcance real de esta técnica de control avanzado con miras a abrir paso para futuras investigaciones y aplicaciones

en plantas reales.

1.2. Objetivos

Objetivo General

Evaluar el desempeño de una estrategia de control supervisor para la fijación de consignas óptimas en línea a partir de una identificación en línea del proceso.

Objetivos Específicos:

A continuación, se presentan los objetivos específicos con los que se pretende cumplir a cabalidad con el objetivo general de este trabajo.

1. Construir un modelo virtual de un proceso químico caso de estudio a definir, apropiado al logro del objetivo general, en un software para modelado de procesos químicos.
2. Desarrollar un algoritmo que permita la identificación en línea del proceso.
3. Determinar índices del desempeño obtenido en una estrategia de control supervisor para la fijación de consignas óptimas en línea, a partir del modelo en línea calculado.

1.3. Estructura del documento

El presente documento está dividido en cinco capítulos (incluyendo el actual), ordenados de forma específica, que abarcan desde el marco conceptual del proyecto hasta la evaluación del desempeño de la estructura de control diseñada e implementada, donde se incluye además una sección dedicada a la discusión de conclusiones y trabajos futuros. A partir del capítulo II el documento presenta la estructura que se indica a continuación:

En el **Capítulo II**, se tratan los aspectos más relevantes dentro de la teoría con la finalidad de que el lector comprenda en qué consisten la estrategia de control supervisor jerárquico multicapa implementada y el algoritmo de identificación desarrollado. Además, se abordan aspectos relacionados con el proceso industrial que se utilizará como caso de estudio en el desarrollo del proyecto.

En el **Capítulo III**, se evidencia el proceso de selección y construcción de un modelo computacional de una planta de separación trifásica de hidrocarburos conocida como *FWKO* en el software para simulación de procesos Aspen HYSYS®. En el mismo capítulo se detallan aspectos relacionados con el funcionamiento de dicho simulador y se describen las razones técnicas por las cuales se seleccionó el mismo.

En el **Capítulo IV**, se describe el algoritmo de identificación en línea desarrollado para obtener el modelo que funge como base de la estructura de control implementada. Además, se detallan características y particularidades de su operación dentro de la

comunicación entre el entorno de programación MATLAB® y el simulador de procesos Aspen HYSYS®.

En el **Capítulo V**, se presentan los resultados obtenidos a partir de la implementación de la estrategia de control supervisor jerárquico con el modelo identificado en línea. En el mismo capítulo se establecen los indicadores que permiten evaluar el desempeño de dicha estrategia y se comparan los resultados de la estrategia convencional (con modelo fuera de línea) con los obtenidos al adicionar un modelo identificado en línea. Finalmente, en el **Capítulo VI**, se presentan las conclusiones resultantes del proceso de estudio y aplicación de la estrategia de control supervisor jerárquico para fijación de consignas óptimas a partir de un modelo identificado en línea, y se plantean líneas de investigación pendientes que podrían dar origen a la realización de trabajos futuros.

Capítulo 2

Marco conceptual

Este capítulo presenta la cimentación conceptual (nociones, definiciones e información teórica) necesaria para la comprensión y el desarrollo del contenido de los capítulos posteriores. En la sección 2.1 se introducen las definiciones y la teoría concerniente al control óptimo y las estructuras de control supervisor con optimización. En la sección 2.2 se introducen los conceptos y la teoría relacionados con la identificación de sistemas en los tópicos que atañen a los objetivos de esta investigación, haciendo énfasis en la identificación en línea. En la sección 2.3 se presenta la fundamentación teórica para la planta seleccionada como caso de estudio.

Es importante remarcar que si bien en la sección 2.1 se hace una descripción puramente teórica (con ecuaciones, definiciones matemáticas, etc) de las técnicas de control óptimo a las que se refiere el trabajo de investigación, esta es de carácter informativo puesto que el uso del software MATLAB (con sus respectivos complementos *toolbox*) hace que la construcción y/o configuración de los controladores diseñados se simplifique, de modo que aspectos como la construcción de los modelos predictivos, los cálculos de los esfuerzos de control y otros elementos constitutivos de estas técnicas sean invisibles para el usuario. A pesar de lo anterior, en aras de asegurar la comprensión del funcionamiento de los controladores dentro de la estructura, se consideró relevante añadir una explicación teórica de los fundamentos existentes detrás de la estrategia de control que se implementará finalmente.

2.1. Control óptimo y estructuras de control supervisor

El control de procesos en su enfoque tradicional dirige sus esfuerzos hacia el seguimiento de consignas. Bajo esta concepción lo que se busca es que los controladores estabilicen el sistema en lazo cerrado y lleven a las variables de proceso a seguir valores de referencia (*setpoints*) tan cerca como sea posible [21]. Si bien esta práctica permite que los sistemas operen en condiciones aceptables, es necesario aclarar que

no es eficiente ya que en ésta se procede bajo la hipótesis de que los valores de referencia que siguen los controladores son los que generan la mejor respuesta posible, lo cual no es cierto en todos los casos. Una elección incorrecta de los *setpoints*, es decir, elegir valores de referencia subóptimos para que sean seguidos por el controlador, implica en mayor o menor medida la pérdida de eficiencia del proceso [37], lo que se traduce en un mayor consumo de recursos o en la disminución de la calidad de los productos.

La elección de los valores de referencia óptimos para un proceso determinado va más allá del alcance del control de procesos tradicional [38], por consiguiente, se hace necesario acudir a un conjunto de métodos y técnicas que engloban lo que se denomina como "control óptimo", cuya característica principal es que incluye elementos que permiten fijar una función de costo para maximizar o minimizar desempeños del proceso considerando restricciones en las condiciones de operación de éste [39]. El objetivo de esta sección es ayudar al lector a comprender aspectos básicos relacionados con el control óptimo y su aplicación en el presente trabajo, por ello en la sección actual se abordarán algunos tópicos importantes dentro de dicha temática, y se remite al lector a la bibliografía referenciada si desea información más detallada.

2.1.1. Teoría del Control Óptimo

El control óptimo tiene como objetivo determinar cuales son las señales de control que conducen a un proceso al mayor rendimiento posible al mismo tiempo que se consideran algunas restricciones en su comportamiento. En concordancia con lo anterior, se puede afirmar que el control óptimo propende hacia la búsqueda de la máxima eficiencia operacional de un proceso, empleando para ello la maximización o minimización de una función matemática (denominada función objetivo o función de costo) que incluye información del comportamiento del proceso y que está sujeta a restricciones y/o condiciones de operación específicas.

El control óptimo se aplica a la optimización de sistemas cuyo comportamiento evolucione en el tiempo y se vea afectado por fuerzas externas, y opera estableciendo una trayectoria (considerada óptima) que permite alcanzar los objetivos del proceso considerando las relaciones entre las variables de estado y las variables de control. Esta técnica de control suele utilizarse en sistemas estables, pero puede aplicarse con ciertas consideraciones a sistemas inestables, y se basa en métodos matemáticos como el **Cálculo variacional**, el cual consiste en la búsqueda de los máximos y mínimos de funcionales continuos definidos sobre un espacio funcional [40], [41]. El control óptimo se fundamenta en las soluciones a tres problemas básicos, los cuales son:

a. El problema de tiempo mínimo de control: que busca la determinación de vectores de control apropiados para llevar al sistema desde un estado inicial x_i hasta un estado final x_f deseado en el menor tiempo t posible.

b. El problema de control final: que busca la determinación de vectores de control admisibles tales que en un determinado intervalo de tiempo T el sistema pase de un estado inicial x_i a un estado en el cual una de las variables de estado, o una combinación de estas, se convierte en máxima o mínima mientras que las demás se mantienen dentro de sus límites operacionales (determinados por la naturaleza del sistema).

c. El problema de control integral mínimo: que busca optimizar un sistema empleando como criterio la minimización de una integral. Siendo así, el problema de control integral mínimo busca la determinación de un vector de control admisible que minimice la integral con respecto al tiempo, de modo que con esto se reduzcan las desviaciones de los estados finales con respecto a los valores deseados para éstos.

La solución de cada uno de estos problemas se puede considerar como un caso especial del problema de optimización (relacionado con la minimización de un funcional) con respecto a una coordenada; y la combinación de estos tres problemas conforma la generalización del control óptimo, donde se tiene un aumento de la dimensionalidad correspondiente a la suma de las coordenadas de cada uno de los problemas.

Para dar solución a los problemas de optimización en los sistemas se suele considerar a éstos como "subproblemas" de optimización que deben resolverse de forma independiente como parte de un problema de optimización general. Para llevar a cabo lo anterior se parte de un concepto denominado **Principio de Optimalidad de Bellman** que establece que: "Una secuencia óptima de decisiones de un proceso de decisión multietapa, tiene la propiedad de que cualquiera que haya sido el estado y la decisión inicial, el resto de las decisiones deben constituir una secuencia de decisiones óptima para el resto del problema, es decir, cualquier subsecuencia debe ser también óptima"[42]. A partir de esta definición surge la **Programación Dinámica** cuya finalidad es encontrar la secuencia de decisiones que permite optimizar el comportamiento de un proceso conformado por varias etapas[42].

2.1.2. Técnicas de control basadas en el modelo

Las técnicas de control óptimo requieren información suficiente del sistema para llevar a cabo el proceso de optimización (determinar las consignas óptimas, establecer las trayectorias óptimas para el seguimiento de las consignas y verificar el seguimiento de dichas consignas). Con el fin de obtener la mayor cantidad posible de información del sistema se suele utilizar un modelo matemático de éste. De acuerdo con el tipo de técnicas de control que se utilizan puede requerirse una clase especial de modelo, tal es el caso de los controladores MPC (que utilizan modelos en Espacio de Estados, modelos FIR, ARX o ARMAX), los controladores DMC (que emplean modelos de respuesta al escalón), o los controladores LQR (que emplean modelos en Espacio de Estados). En los numerales posteriores de la presente sección se describirá la filosofía detrás de algunas técnicas de control óptimo basado en modelos. Esto se hace con la finalidad de facilitar la comprensión de la técnica de control óptimo utilizada en este trabajo de

investigación, y por lo anterior, se analizarán de forma breve las técnicas que se consideran más importantes para el desarrollo y comprensión de los algoritmos de control óptimo MPC (clase a la que pertenecen los algoritmos de control utilizados en este proyecto). Para ahondar en la teoría de control y en su fundamentación matemática se sugiere al lector investigar en la bibliografía referenciada.

2.1.2.1. Regulador Cuadrático Lineal

El Regulador Cuadrático Lineal (LQR) es un algoritmo de control propuesto por Rudolf Kalman [43], considerado el primer controlador óptimo desarrollado exitosamente. Su principal característica es la capacidad de estabilizar un proceso alrededor de un punto de equilibrio al mismo tiempo que minimiza el costo de su operación dinámica (representado por una función de costo J [44]), logrando así una atenuación de las desviaciones no deseadas en las entradas y en los estados para cada intervalo de tiempo k del sistema [2]. La función de costo J se puede representar como se muestra en 2.1

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} \left(\|x_k - x_{k,ref}\|^T \mathbf{Q} \|x_k - x_{k,ref}\| + \|u_k - u_{k,ref}\|^T \mathbf{R} \|u_k - u_{k,ref}\| \right). \quad (2.1)$$

Donde, x_k es un vector de valores de estados futuros en el intervalo k , y u_k un vector de valores para las entradas en el mismo intervalo, ambos con valores deseados $x_{k,ref}$ y $u_{k,ref}$ respectivamente, que se calculan a partir de la salida deseada y del modelo del proceso. Además, se cuenta con matrices de ponderación \mathbf{Q} y \mathbf{R} para las desviaciones de estados y de entradas respectivamente.

De lo anterior, se tiene que para $x_{k,ref} = 0$ y $u_{k,ref} = 0$ la solución al problema de minimización expresado por J corresponde a un controlador de acción proporcional [44] como el ilustrado en 2.2

$$u_k = \mathbf{K} \cdot x_k \quad (2.2)$$

Donde la matriz \mathbf{K} se calcula a partir de la ecuación de Ricatti [45]; es necesario indicar que en el caso en que $x_{k,ref}$ y $u_{k,ref}$ son diferentes de cero se requiere incluir un término de avance de los valores de referencia en el término de realimentación x_k de la ecuación 2.2 [2].

Este controlador actúa sobre un modelo de espacio de estados lineal de tiempo discreto, expresado de la forma 2.3

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= \mathbf{A}x_k + \mathbf{B}u_k, \\ y_k &= \mathbf{C}x_k + \mathbf{D}u_k \end{aligned} \quad (2.3)$$

Con $x_k \in \mathbb{R}^{n_x}$, $u_k \in \mathbb{R}^{n_u}$ y $y_k \in \mathbb{R}^{n_y}$ respectivamente, lo mismo aplica para las entradas u_k . Las matrices \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} y \mathbf{D} son matrices de estado, y el número de estados, entradas

y salidas del modelo se representan mediante n_x, n_u, n_y respectivamente.

Si bien el control LQR cumple con las características necesarias para considerarse una técnica de control óptimo, es necesario tener en cuenta que presenta ciertos factores que dificultan su implementación en muchos procesos, entre estos factores se cuentan:

- Es aplicable para sistemas con dinámicas lineales.
- Si no se complementa con un filtro de Kalman, no considera los efectos del ruido.
- En su concepción original requiere la observación directa de todos los estados (este problema se resuelve con la adición de un filtro de Kalman).
- El algoritmo original no considera el manejo de restricciones.

Estas razones, sumadas al desconocimiento de los principios del control óptimo, hicieron que en sus inicios el control LQR pasara desapercibido. Sin embargo, con base en el funcionamiento, las limitaciones y los inconvenientes de éste, se desarrollaron las técnicas que darían origen a las técnicas de control óptimo posteriores

2.1.2.2. Control por Matriz Dinámica

El Control por Matriz Dinámica (*DMC*) es, de la misma forma que el LQR mencionado anteriormente, una técnica de control óptimo precursora de las técnicas desarrolladas dentro del entorno de los algoritmos de Control Predictivo por Modelo (MPC) ([46], [47]). Su ventaja principal sobre el control LQR radica en que, mientras en el LQR se busca determinar las ganancias adecuadas para la realimentación y los observadores del sistema, en el control DMC las respuestas del sistema se optimizan a través del tiempo, empleando para ello la predicción de las dinámicas del proceso, dicha predicción se realiza mediante la obtención periódica (en cada paso o intervalo de tiempo discreto) de las respuestas de un modelo lineal que busca determinar las relaciones existentes entre las salidas del proceso y las variaciones de tipo escalón unitario realizadas en las entradas ([48], [47]), es decir, el modelo de predicción utilizado por el DMC corresponde a las respuestas del proceso ante entradas de tipo escalón. Considerando que el modelo de respuesta al escalón es lineal, es posible describir la salida de éste como la suma de las respuestas en cada paso multiplicada por los respectivos coeficientes de respuesta al escalón más la salida en el instante inicial [2]. De esta manera, la señal de salida para cada intervalo k se puede definir como “una suma de pasos que comienzan en instantes de muestreo consecutivos, con amplitudes iguales a los cambios en la señal de entrada” [2], dicha definición se hace explícita de forma matemática como se muestra en (2.4).

$$\begin{aligned}y(1) &= y(0) + s_1 \Delta u(0) + d(1) \\y(2) &= y(0) + s_2 \Delta u(0) + s_1 \Delta u(1) + d(1) \\y(3) &= y(0) + s_3 \Delta u(0) + s_2 \Delta u(1) + s_1 \Delta u(2) + d(1)\end{aligned}\tag{2.4}$$

Donde $\Delta u(k)$ representa el cambio en la entrada para el intervalo k , $y(0)$ representa la salida inicial, d representa un disturbio presente (correspondiente a la diferencia entre el valor de salida medido $y(k)$ y el valor calculado por el modelo con base en las entradas anteriores), y s es un vector que contiene las correspondientes diferencias escalonadas de la respuesta del modelo. Con lo anterior, es posible representar el modelo de predicción para el DMC como se muestra en (2.5).

$$y(k+l|k) = \underbrace{y(0) + \sum_{j=l+1}^{k+l} s_j \Delta u(k+l-j|k)}_{\text{Movimientos pasados}} + \underbrace{\sum_{j=1}^l s_j \Delta u(k+l-j)}_{\text{Movimientos futuros}} + \underbrace{d(k+l|k)}_{\text{Disturbio}} \quad (2.5)$$

A partir de procedimientos matemáticos y consideraciones sobre los disturbios, detallados en [2], el modelo de predicción mostrado en (2.5) queda definido como se muestra en (2.6).

$$y(k+l|k) = \sum_{j=l+1}^{k+l} s_j \Delta u(k+l-j|k) + y(k) + \sum_{j=1}^l (s_{j+l} - s_j) \Delta u(k-j) \quad (2.6)$$

Para un sistema de múltiples entradas y múltiples salidas (*MIMO*), s , es una matriz cuyas dimensiones están dadas por n_y (número de salidas) y n_u (número de entradas). En resumen, el DMC posee las siguientes características:

- Genera las predicciones a partir de un modelo de respuesta al escalón.
- Tiene como objetivo seguir el *setpoint* tan cerca como sea posible, aplicando el menor esfuerzo de control necesario para ello.
- Las entradas óptimas se determinan como la solución a un problema de mínimos cuadrados.

Control por Matriz Dinámica Cuadrática: Si bien la formulación anterior es suficiente en la mayoría de los casos para lograr el seguimiento “óptimo” de las consignas (referido este a la disminución de las desviaciones en los estados como en el caso del LQR), existen situaciones en las cuales los valores óptimos de las consignas requieren, además, la inclusión de un criterio económico que suele conllevar a que la planta opere bajo restricciones. En este caso la formulación DMC habitual puede ser insuficiente, por lo que se requiere añadir un componente que permita manejar restricciones. Para dar solución a esta necesidad se desarrollaron los algoritmos de Control por Matriz Dinámica Cuadrática (QDMC), presentados por primera vez en [49], esta mejora al DMC habitual tiene como característica principal que usa un entorno de programación cuadrática *QP* (minimizando la suma del cuadrado de las desviaciones entre las variables controladas y los *setpoints* definidos) para determinar los cambios que se deben realizar sobre las variables manipuladas con el fin de conseguir el mejor seguimiento de consignas posible al mismo tiempo que se garantiza que el sistema opere en un

rango seguro, es decir, sin que se violen las restricciones operativas del proceso [49], [21], [50]. Con la finalidad de dar solución al problema de programación cuadrática, el algoritmo QDMC usa la función objetivo que se muestra en (2.7) y que se aproxima a la función objetivo general para los algoritmos de control predictivo basados en modelos.

$$J = \sum_{i=1}^N \left(\|y_{ref} - y_{k+i}\|^T \mathbf{Q} \|y_{ref} - y_{k+i}\| + \|u_{k,ref} - u_k\|^T \mathbf{R} \|u_{k,ref} - u_k\| \right). \quad (2.7)$$

Donde y_{k+i} representa el valor predicho de la salida en el i –ésimo instante del horizonte de predicción N , y_{ref} representa el valor de referencia para la salida, u_k , es el valor de la entrada y $u_{k,ref}$ representa el valor óptimo de la entrada en el instante k ; finalmente, \mathbf{Q} y \mathbf{R} representan matrices de ponderación.

A pesar de las ventajas del control DMC sobre el control LQR, algunos de sus puntos en contra son: la necesidad de un sistema con dinámicas lineales; que opera solo con modelos de respuesta al escalón; y que requiere (salvo en el caso del QDMC) un proceso sin restricciones. Para dar solución a estos inconvenientes se ha desarrollado una ola de algoritmos MPC con características dependientes de las necesidades de diversos tipos de sistemas (entre estos algoritmos tenemos los controladores MAC, GPC, PFC, DMCplus, NMPC, etc.) pero que tienen como elemento común los fundamentos teóricos tomados del control LQR y el control DMC

2.1.3. Control Predictivo basado en el Modelo

El Control Predictivo basado en el Modelo, también denominado Control Predictivo por Modelo (MPC), ha tenido un éxito considerable en los procesos industriales debido a su habilidad de trabajar con modelos lineales y no lineales (de tipo FIR, ARX, ARMAX y modelos en Espacio de Estados) mientras se consideran las restricciones del sistema y su comportamiento futuro [51].

En este tipo de control se determinan las acciones a realizar sobre las variables manipuladas a partir de un modelo explícito que representa las dinámicas del sistema (de ahí viene su nombre), y es usado para “optimizar” el control de los procesos en condiciones en las cuales se presenten cambios en el sistema que puedan predecirse a través de este (el modelo), dicha “optimización” resulta de resolver a lo largo de los horizontes del controlador un Problema Cuadrático (QP) definido por una función objetivo [52].

Es importante remarcar que no existe una única técnica de control predictivo basado en modelo, sino que bajo esta denominación existe una gran variedad de algoritmos cuya principal característica es que emplean modelos para predecir la respuesta de un sistema y realizar el control de este, esto se evidencia en [53], [46], [54].

2.1.3.1. Control Predictivo por Modelo

Anteriormente se conceptualizó parte de la fundamentación del control óptimo, y más específicamente, del control basado en modelos (utilizando para ello las primeras formulaciones de este tipo de control), una vez hecho esto, la presente sección se encargará de describir el funcionamiento general y aspectos importantes de los algoritmos de control por modelo desarrollados con posterioridad a los algoritmos DMC y QDMC.

De forma simple se puede describir la idea general del control MPC de la siguiente manera:

En cada instante de muestreo k , la salida predicha $y(k+p|k)$ puede ser calculada a partir de una determinada salida libre $y_0(k+p|k)$, y un incremento de la variable de salida $\Delta y(k+p|k)$, las entradas de control $u(k) = u(k|k), u(k+1|k), \dots, u(k+Nu-1|k)$ se calculan asumiendo que $u(k+p|k) = u(k+Nu-1|k)$ para $p \geq Nu$, donde Nu es el horizonte de control. Dichas entradas de control son calculadas de tal manera que minimizan las diferencias entre las salidas controladas $y(k+p|k)$ y los valores de referencia requeridos, los puntos de ajuste futuros $y^{sp}(k+p|k)$, sobre el horizonte de predicción N [2].

Las ventajas principales que presentan los algoritmos MPC sobre los algoritmos DMC radican en que:

- Los algoritmos MPC incluyen dentro de sus propiedades el manejo confiable de restricciones (asegurado en muchos casos a través del uso de programación cuadrática), mientras que en los algoritmos DMC (a excepción del QDMC), se realiza el seguimiento a través de los mínimos cuadrados, lo cual no asegura que se pueda operar bajo restricciones
- Los algoritmos MPC basan sus predicciones en modelos de diferentes tipos (espacios de estado, FIR, ARX, ARMAX, y sus variantes no lineales), mientras que los algoritmos DMC y QDMC utilizan para la predicción modelos de respuesta a entradas tipo escalón

A continuación, se describen algunos aspectos relativos al funcionamiento de la estrategia de control MPC, esto se hace considerando que el control MPC constituye el elemento utilizado para la capa inferior de la estructura de control supervisor implementada, y por consiguiente, se hace necesario analizar el mismo para verificar que el proceso de diseño e implementación sea adecuado.

Función Objetivo

En la mayoría de los procesos industriales se tienen entornos de múltiples entradas y múltiples salidas (*MIMO*), estos casos son complejos debido a que existen interacciones entre los lazos de control y con frecuencia existen lazos que trabajan con

constantes de tiempo distintas (existen lazos más rápidos que otros). Estos factores dificultan la implementación y el funcionamiento de las estrategias de control, por lo que en algunos casos se hace necesaria la adición de componentes que permitan operar en estas condiciones, como es el caso de los desacopladores [55]. Una de las ventajas que tienen los algoritmos MPC es que permiten operar en entornos MIMO contrarrestando los efectos indeseables de estas condiciones, esto se logra gracias a la función objetivo (o de costo) J que se debe minimizar, la cual está definida de forma general por 2.8

$$J = \sum_{p=N_1}^N \|\mathbf{W}_y[y^{sp}(k+p|k) - y(k+p|k)]\|^2 + \lambda \sum_{p=0}^{N_u-1} \|\mathbf{W}_u(\Delta u(k+p|k))\|^2. \quad (2.8)$$

Donde \mathbf{W}_y y \mathbf{W}_u son matrices de ponderación diagonales positivas finitas para la salida y la entrada respectivamente, cuyas dimensiones vienen dadas por n_y y n_u respectivamente, N_1 es el valor de inicio del intervalo de predicción p , cuyo valor se encuentra en $1 \leq N_1 \leq N$, y $\lambda \geq 0$ corresponde a una relación del peso atribuido al amortiguamiento de los movimientos de entrada frente al peso atribuido a una reducción del error de seguimiento [2].

Tiempo discreto y espacio de estados

Los primeros algoritmos MPC se desarrollaron para resolver problemas de optimización en modelos lineales, para esto se resolvía a través de optimización numérica un problema de Programación Cuadrática (QP), realizando los cálculos necesarios en periodos de muestreo definidos. Esta forma de proceder hacía que la carga computacional de estos sistemas de control fuera mucho más elevada que la de los controladores PID, obligando a que en sus orígenes el control MPC se utilizara en procesos industriales con periodos de muestreo largo [56], [57]. Sin embargo, el desarrollo posterior y la evolución de los algoritmos de control MPC han permitido la utilización de diferentes tipos de modelos que permiten potenciar los algoritmos MPC (aumentar la capacidad de cálculo, disminuir la carga computacional, mejorar la robustez, etc.) [58].

Medición y estimación de estados

Considerando la representación general del espacio de estados en tiempo discreto de un sistema mostrada en (2.9).

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \mathbf{A}x(k) + \mathbf{B}u(k) + v(k), \\ y(k) &= \mathbf{C}x(k) + \mathbf{D}u(k) \end{aligned} \quad (2.9)$$

Donde $x(k)$ es el vector de estados con dimensión n_u , $v(k)$ es un componente descrito mediante (2.10) que representa el error en la medición de los estados (asumido como ruido blanco), y \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} , \mathbf{D} son matrices del modelo

$$\begin{aligned} v(k) &= x(k) - [\mathbf{A}x(k-1) + \mathbf{B}u(k-1)] \\ \text{Con, } v(k) &= v(k+1|k) = \dots = v(k+N-1|k) \end{aligned} \quad (2.10)$$

Se puede definir matemáticamente (ver [2]) un modelo de predicción en espacio de estados como el descrito por (2.11), de modo que se asegure que la salida predicha $y^{Pred}(k)$ dependa de los estados medidos $x(k)$. De dicha definición surge un modelo de predicción para la salida que considera además de los estados la influencia del disturbio o error $d(k)$,

$$y^{Pred}(k) = \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{X}(k) + \tilde{\mathbf{I}}_y\hat{d}(k|k) \\ = \underbrace{\left[\tilde{\mathbf{C}}\tilde{\mathbf{A}}\hat{x}(k|k) + \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{V}\mathbf{B}u(k-1) + \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{V}v(k) + \tilde{\mathbf{I}}_y\hat{d}(k|k) \right]}_{y^0(k)} + \underbrace{\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{M}_x\Delta u(k)}_{\Delta y(k)} \quad (2.11)$$

La combinación del modelo de tiempo discreto y la posibilidad de medir/estimar estados es lo que brinda la robustez necesaria para que el control MPC pueda realizar predicciones precisas del comportamiento dinámico del sistema a lo largo del horizonte de predicción, lo cual lo hace eficiente en el control de procesos con dinámicas complejas.

Parámetros de ajuste y manejo de restricciones

Una vez conocido el método que utiliza el MPC para realizar predicciones, es momento de analizar cómo emplea estas en el control del sistema. Los parámetros de configuración relacionados con dicho control se mencionan a continuación.

Tiempo de muestreo: El tiempo de muestreo (T_s) es la base de tiempo sobre la cual se toman datos para realizar los cálculos y se efectúan las acciones de control en el sistema, dicha base corresponde al tiempo entre dos intervenciones consecutivas del controlador. La elección de este parámetro es fundamental ya que además de lo antes mencionado, un T_s pequeño disminuye el efecto de las perturbaciones sobre la planta, pero aumenta el costo computacional de la operación del controlador. Se sugiere que el valor de T_s elegido corresponda a un valor ubicado entre el 10 % y el 25 % del tiempo de respuesta de lazo cerrado deseado para el sistema [59].

Horizontes de Predicción y Control: El **Horizonte de Predicción** N o p define cuántos instantes de muestreo en el tiempo es capaz de predecir u “observar” el MPC con base en las respuestas del modelo ante las entradas actuales. Se sugiere seleccionarlo de acuerdo con la relación indicada en (2.12).

$$T = p \cdot T_s \quad (2.12)$$

Donde T corresponde al tiempo de respuesta deseado en lazo cerrado, T_s es el tiempo de muestreo y p es el horizonte de predicción. Si bien se podría considerar que un horizonte de predicción muy grande es la mejor opción, es necesario tener en cuenta que aumentar el horizonte implica un aumento en los cálculos que realiza el MPC, por consiguiente, los horizontes grandes aumentan la carga computacional del sistema.

Por dicha razón, lo que se sugiere es elegir un horizonte de predicción menor de 50, a menos que el tiempo de muestreo sea muy pequeño [59].

El **Horizonte de Control** N_u corresponde al número de variaciones que realiza el controlador MPC sobre las variables manipuladas a lo largo de un intervalo de control k [59], dichas variaciones se realizan a lo largo del tiempo por lo cual el horizonte de control se define en instantes de muestreo, respetando la relación 2.13

$$N_u < N \quad (2.13)$$

Matrices de ponderación para entradas y salidas: Las matrices de ponderación W_u y W_y hacen parte de la función de costo J del MPC y expresan los pesos asociados al seguimiento de las referencias para las entradas y salidas respectivamente, estos se refieren a la importancia que tiene dentro del algoritmo de control el seguimiento de las entradas y/o salidas, y dependiendo de su ajuste y de las condiciones del sistema el controlador puede lograr un error de seguimiento igual a 0. En condiciones de igual número de entradas y salidas, y dado un MPC sin restricciones, su comportamiento es comparable al de las matrices Q y R del controlador LQR.

Escalar de ponderación específico: El escalar de ponderación λ representa el peso sobre el cálculo de las variaciones en la entrada y penaliza los movimientos agresivos en las variables manipuladas, de modo que, evita la saturación de los actuadores o la ejecución de esfuerzos de control que pongan en peligro la integridad de la planta o del proceso.

Manejo de restricciones y estabilidad del controlador: Una de las características fundamentales del control MPC es su habilidad de manejar restricciones en las entradas y salidas al mismo tiempo que mantiene la estabilidad del sistema y optimiza el rendimiento de este, es decir, el MPC puede restringir los rangos de entradas y salidas sin que esto afecte la estabilidad del sistema, siempre y cuando las restricciones cumplan con las siguientes condiciones:

1. El problema de optimización del MPC solo es factible en $k = 0$, esto quiere decir que al evaluar (en el instante actual) el problema de optimización, éste debe tener una solución que asegure la estabilidad. En situaciones en las cuales no se logre la estabilidad del sistema en lazo cerrado, una opción a considerar es atenuar las restricciones de modo que el problema de optimización sea factible.
2. Las restricciones deben mantenerse en el horizonte infinito, esto quiere decir que el horizonte de predicción debe escogerse de tal forma que el problema de optimización sea factible después de que dicho horizonte se alcance, para lo cual deben escogerse horizontes con intervalos de tiempo suficientes

2.1.4. Control supervisor y optimización de consignas en línea

La optimización de consignas en línea tiene la función de proporcionar valores de *set-point* óptimos para los controladores que interactúan directamente con los equipos del proceso, dichos valores óptimos son escogidos (y modificados) siguiendo un criterio de optimización que en muchos casos corresponde a características económicas del proceso que buscan llevar a este a las mejores condiciones posibles en términos de: seguridad del proceso y de las personas; seguridad de los equipos; y beneficio económico del proceso. Si bien se cuenta con controladores óptimos para el seguimiento de consignas (LQR, MPC y otros), sus algoritmos básicos no son capaces de incorporar y evaluar de forma adecuada funciones de costo basadas en los criterios económicos de un proceso particular.

Para solventar el inconveniente mencionado anteriormente, las técnicas de control avanzado muchas veces se apoyan en el control supervisor y adicionan a éste, componentes o estructuras para mejorar las rutinas de cálculo y/o ejecución de las acciones de control (el esquema de control generado en estos caso se denomina control supervisor jerárquico) dichas estructuras de control se encargan de examinar las condiciones del sistema para evaluar, de acuerdo con las mismas, una función correspondiente con el criterio de optimización del proceso, y con base en los resultados de dicha evaluación generan las consignas óptimas que deben seguir los controladores [60], [61], [62]. Para evitar confusiones es importante mencionar que en el ámbito del control de procesos la supervisión tiene dos acepciones (según [60]).

- La primera acepción se refiere a la actividad realizada sobre los controladores para asegurar el cumplimiento de los objetivos de éstos. En este caso los controladores y el supervisor asociado a ellos utilizan la misma fuente de información para realizar sus actividades, denominándose esta situación como supervisión local o control de supervisión.
- La segunda acepción se utiliza cuando la información del supervisor se origina más allá del alcance de la ley de control bajo supervisión. En este caso la supervisión se denomina supervisión global (GS) o supervisión de toda la planta.

En lo que concierne a este trabajo de investigación, la supervisión se encargará, como se indicó anteriormente, de asegurar el cumplimiento de los objetivos de los controladores (fijando las consignas que éstos deben seguir), pero para ello debe adquirir información externa (la función de costo u objetivo de optimización). Sin embargo, no debe considerarse como supervisión global puesto que se ocupa únicamente de funciones relacionadas con el control. Con esto en mente se procederá a explorar la temática concerniente a las estructuras de control supervisor para fijación de consignas óptimas en línea.

Si bien existen diferentes implementaciones de estructuras de control supervisor jerárquico para optimización de consignas en campos variados con resultados que demuestran la eficiencia de estas técnicas de control (entre estas implementaciones se

encuentran: [26] que evalúa una estrategia de control supervisor multicapa para la optimización del consumo de energía en motores, [15] que evalúa una estructura jerárquica de optimización para procesos con fluidos viscosos como los provenientes de la extracción de petróleos, y [30] que realiza lo propio en un proceso de polimerización de propileno) la mayoría de estos tiene problemas para encontrar y mantener las condiciones de optimalidad del proceso durante toda su operación debido a que esto requiere total conocimiento de los comportamientos presentes y futuros del sistema (cosa que no siempre es factible por el efecto de los disturbios y las no-linealidades de este).

Para dar solución al problema antes mencionado (la conservación de la optimalidad a lo largo de la operación del sistema) diversos autores han ideado estructuras de control supervisor jerárquico (o modificaciones a los elementos constitutivos de estas) que mantienen, a través de diferentes estrategias, la optimalidad de las soluciones a lo largo del tiempo, entre estas estrategias podemos mencionar:

Modificaciones a los elementos constitutivos de las estructuras de control jerárquico: Los trabajos realizados en este campo se enfocan en llevar a cabo modificaciones sobre los algoritmos de control que se emplean dentro de las estructuras de control supervisor jerárquico multicapa para optimización de consignas. Dentro de estas modificaciones es posible encontrar algoritmos de control que incluyen funciones de costo modificadas, algoritmos que cuentan con factores de ponderación optimizados, o algoritmos que combinan elementos de la estructura multicapa dentro de una sola capa, o por el contrario, distribuyen un elemento en varias capas. Entre los trabajos pertenecientes a este campo es posible mencionar:

Técnicas para encontrar factores de ponderación óptimos: Anteriormente en este documento (ver 2.1.3) se observó que la función de costo general de un controlador MPC se describe mediante (2.8), dentro de dicha función existen dos factores de ponderación (w_x y w_y) que penalizan las desviaciones de las entradas y las salidas con relación a sus valores de *setpoint* respectivamente, de dichos factores dependen: i) la forma en que el controlador aplica el esfuerzo de control, y ii) el error de estado estacionario; por tal razón es necesario seleccionar dichos factores de modo que aseguren que el sistema opere en una zona donde el desempeño sea el mejor posible.

En [63] se desarrolló un método que a través de un procedimiento conocido como Búsqueda Extrema (ES) es capaz de encontrar durante la operación del sistema los valores mínimos de una función desconocida, con lo cual es posible encontrar los mejores factores de ponderación para la función objetivo del MPC, dentro de un rango de operación determinado, de forma óptima.

En [23] se desarrolló otro método para optimización de controladores MPC en estructuras multicapa que se caracteriza por definir el rendimiento de lazo cerrado del controlador a partir del comportamiento deseado de las salidas del sistema en lugar de basar el rendimiento en los valores de las matrices de ponderación para las entradas

y salidas. De esta manera se simplifican los cálculos que debe realizar el control MPC durante su ejecución al mismo tiempo que la capa superior se encarga de la determinación de las consignas óptimas empleando para ello una estrategia de control en zonas (el control en zonas en estructuras multicapa se trata en [64])

Técnicas para garantizar la factibilidad de las soluciones de la estructura jerárquica: Una de las causas por las que se puede perder la optimalidad de las soluciones radica en la existencia de restricciones que son necesarias para la operación del sistema pero que conducen a los controladores a situaciones de complejidad operativa (es difícil cumplir con las restricciones, para cumplir con las restricciones en condiciones óptimas se requieren esfuerzos de control grandes, las restricciones fijadas inestabilizan el sistema en un momento dado, etc.)

Para dar solución a este problema, en [25] se propone un método que permite suavizar el efecto de las restricciones durante la ejecución del proceso, sin que esto afecte en gran medida la búsqueda de soluciones óptimas en una estructura de control multicapa donde el control directo optimizado se realiza a través de algoritmos MPC que reciben instrucciones de una capa de optimización superior que determina (a partir de un modelo de estado estacionario) las soluciones más adecuadas para el problema de minimización de la función objetivo (sin perder de vista la factibilidad de las soluciones en el control MPC).

Por su parte, en [28] se da solución al mismo inconveniente de la factibilidad de las soluciones óptimas del MPC a través de la combinación de dos capas de optimización dentro de un solo elemento (MPC + RTO) que utiliza una función de costo no lineal basada en criterios económicos, evitando así los problemas provenientes del uso de algoritmos que hacen cálculos diferentes y controlan el proceso con escalas de tiempo diferentes para cada capa (este comportamiento puede crear condiciones de no-factibilidad, y en general, disminuye la eficiencia del control).

Estructuras de control jerárquico enfocadas en mantener la optimalidad Los trabajos realizados en este campo buscan generar estructuras de control jerárquico óptimo que se adapten a diferentes casos a partir de estructuras basadas en diseños comunes (control MPC en las capas inferiores, optimizadores de estado estacionario en las capas superiores).

El principal inconveniente de las estructuras de control supervisor jerárquico radica en que los algoritmos de cada capa operan con periodos de tiempo diferentes como se muestra en la figura 2.1, y esto conlleva a la existencia de periodos de tiempo o transiciones durante las cuales no se tienen en cuenta los cálculos de las capas superiores (porque estos todavía no se han realizado o los realizaron con información antigua) o no se considera el efecto de los disturbios (porque las capas superiores no los han detectado), estos periodos de comportamiento no deseado conducen al sistema a condiciones de suboptimalidad, por lo que se hace necesario encontrar formas

de homogeneizar los periodos de cálculo de la estructura o adicionar componentes que permitan conservar la optimalidad durante el mayor tiempo posible.

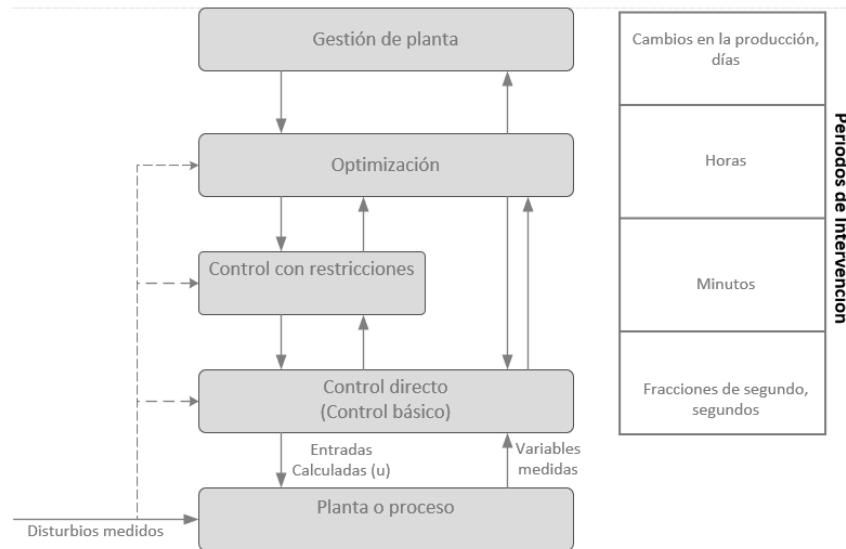


Figura 2.1: Esquema de control jerárquico estándar con los periodos de intervención habituales de cada capa. Elaborado con base en [1] y [2]

Para afrontar este inconveniente, en [31] se propone una estructura de dos niveles conformada por un optimizador de estado estacionario en línea que determina las consignas óptimas empleando un modelo del proceso que es minimizado a través de una función de costo J , y un controlador MPC basado en operador Delta (tratado con más detalle en [3]), adicionalmente, la estructura cuenta con un estimador de parámetros que mitiga el efecto de las discordancias existentes entre el modelo linealizado que utiliza el MPC y las dinámicas reales de la planta. De esta forma se busca que las soluciones obtenidas por la capa de optimización y el seguimiento de las consignas se ejecuten a partir de información más precisa. En la figura 2.2 se ilustra la estructura diseñada por los autores para tal fin.

En [1] se menciona el problema de las discordancias entre la información que se maneja en cada capa y el problema de las diferencias entre los periodos de intervención, y se evalúan tres métodos para tratarlos: i) La estructura jerárquica compuesta por una capa de optimización de tiempo real (RTO) y una capa de control directo óptimo (MPC) que busca seguir las consignas de la capa RTO tan cerca como sea posible (empleando para esto los mínimos cuadrados); ii) Una estructura jerárquica compuesta por una capa de optimización en tiempo real (RTO) con restricciones activas y una capa de control directo MPC complementada con un optimizador de objetivos de estado estacionario (denominado SSTO); y iii) Una estructura jerárquica conformada por una capa RTO con restricciones activas y una capa MPC complementada por un nivel de control directo MPC y un nivel de optimización SSTO que se aproxima al problema de optimización resuelto por la capa RTO (un problema de programación definido por una función no lineal). Estas tres implementaciones permiten visualizar la importancia

2.1. Control óptimo y estructuras de control supervisor

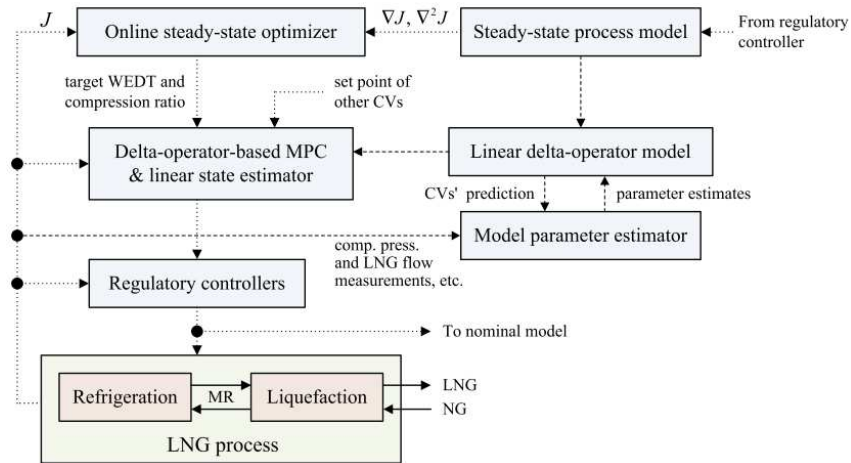


Figura 2.2: Esquema de control propuesto por [3] con el controlador MPC y el estimador de parámetros (en la capa inferior) y el optimizador de estado estacionario en línea (en la capa superior)

de controlar la consistencia entre los elementos involucrados en el control óptimo (capas de optimización y capas de control directo) para la búsqueda de la optimalidad y demuestran que mantener ésta a lo largo de toda la operación del sistema puede resultar en un proceso muy complejo (se requieren modelos no lineales que conllevan a resolver complejos problemas de programación no lineal, se debe considerar el manejo de restricciones para obtener el mayor beneficio económico del proceso sin afectar sus componentes, es necesario que la comunicación entre las capas sea oportuna y eficiente, etc.), por estas razones se hace necesario encontrar estrategias más sencillas de implementar.

En [65] se propone una capa de optimización en tiempo real RTO dinámica (denominada DRTO) que cumple con las funciones de la capa RTO (determinar las consignas óptimas para el sistema en estado estacionario a partir de las entradas aplicadas al sistema), pero en este caso incluye además, predicciones dinámicas basadas en la función de costo de la capa RTO, gracias a lo cual evalúa (en periodos de tiempo definidos en concordancia con el MPC) el estado actual del sistema y envía un subconjunto de los *setpoints* calculados al MPC para que este lo siga mientras llega el siguiente periodo de ejecución del algoritmo RTO. Esta implementación es mucho más rápida que las estrategias de optimización de estado estacionario habituales, razón por la cual se hace innecesario el uso de elementos intermedios como los niveles SS-TO. Esta estrategia es utilizada por los autores de [65] para implementar controladores MPC distribuidos, mostrando resultados eficientes en términos económicos, pero presenta como inconveniente la complejidad del modelo utilizado en la capa DRTO puesto que requiere un modelo no lineal cuya obtención puede resultar un proceso difícil, adicionalmente, los cálculos que se realizan sobre este modelo pueden ser complejos, al punto de requerir un equipo de cómputo con unas características considerables (pro-

cesador INTEL Core-i7 a 3.4 GHz con 8GB de RAM).

Las investigaciones mencionadas anteriormente y otras más ([66], [18], [12], [30], [36], [22]) dan cuenta de las ventajas y potencialidades de las estructuras de control supervisor jerárquico multicapa para fijación de consignas óptimas, sin embargo, al mismo tiempo permiten evidenciar que diseñar una estructura de este tipo que permita explotar todas sus capacidades no es un trabajo sencillo debido a diversas razones: el efecto de los disturbios, el manejo de restricciones, la complejidad de los cálculos, la calidad de los modelos, etc. Para hacer frente a la complejidad del diseño de estas estructuras, en este proyecto se propone la implementación de una estructura jerárquica para fijación de consignas óptimas que simplifique el proceso de selección de los modelos de cada capa y los cálculos necesarios para la ejecución del control al mismo tiempo que considera y/o mitiga la influencia de los disturbios, empleando para ello modelos identificados en línea de forma periódica (en lugar de un único modelo lineal identificado fuera de línea para los controladores MPC) y un modelo de estado estacionario tomado de información identificada del proceso (en lugar de modelos no lineales obtenidos a partir de algoritmos de ajuste polinómico u otras técnicas de regresión de alta complejidad para la capa de optimización en tiempo real).

La estructura jerárquica a utilizar tendrá como base conceptual las interacciones que se muestran en la figura 2.1 y estará compuesta por una capa de control directo MPC y una capa de optimización LSSO que a partir de un modelo estacionario del sistema establecerá las consignas óptimas y ayudará al algoritmo de control MPC a determinar las acciones de control más adecuadas para alcanzar dichas consignas; en la bibliografía se menciona una capa de optimización superior denominada LSSO (Optimización Local de Estado Estacionario) que a partir de un modelo no lineal es capaz de establecer consignas óptimas en periodos de tiempo largos y que suele estar asistida por una capa SSTO (que suele operar con un modelo lineal del proceso que realiza cálculos en intervalos de tiempo más cortos), sin embargo, se ha observado que en algunos casos la capa LSSO puede realizar sus funciones sin requerir de la capa SSTO, empleando para ello un modelo lineal, obteniéndose buenos resultados (siempre y cuando los periodos de intervención de la capa LSSO no ocasionen la pérdida de información proveniente de los disturbios o de eventos no esperados en el sistema). Considerando lo anterior y tomando en cuenta el uso de modelos identificados en línea en este trabajo de investigación se utilizará una capa LSSO que comparte algunas características de la capa SSTO (utiliza un modelo lineal en lugar de uno no-lineal y trabaja en periodos de tiempo similares a los de esta última), razón por la cual se trabajará con dos capas de control óptimo (MPC y LSSO). Para una información más detallada sobre las estructuras jerárquicas compuestas por capas LSSO y SSTO se remite al lector a [2] donde se hace una descripción más precisa del funcionamiento de cada capa y de la integración de estas en estructuras jerárquicas.

Para comprender las características de la identificación de sistemas y los aportes que hace al modelado y el control de los mismos la sección posterior (2.2) tratará la iden-

tificación de sistemas haciendo énfasis en las técnicas de identificación en línea con miras a hacer más comprensible el uso que se le da a estas en el presente proyecto de investigación.

2.2. Identificación de sistemas

La identificación de sistemas es un procedimiento en el cual se construye un modelo matemático de un sistema dinámico a partir de mediciones de entrada y salida. Para el desarrollo del proceso de identificación se requieren realizar mediciones de las entradas y salidas (ya sea en el dominio del tiempo o en dominio de la frecuencia), seleccionar la estructura del modelo, implementar un método de estimación (encontrar los parámetros que se ajusten a la estructura del modelo) y por último evaluar el modelo obtenido teniendo en cuenta si es apropiado para su aplicación.

2.2.1. Modelo dinámico

Las señales de salida de un modelo dinámico están supeditadas a los cambios en las señales de entrada y al comportamiento que se describe durante el transcurso de un tiempo determinado. Estos modelos pueden ser representados en diferentes estructuras como, por ejemplo, funciones de transferencia, representación en espacio de estados, modelos polinomiales (ARX, ARMAX, FIR, OE) entre otros. Actualmente, un modelo dinámico tiene bastantes aplicaciones en las que se representan diversos tipos de plantas con el fin de iniciar la ejecución o poner en marcha el proceso de acuerdo al modelo dinámico diseñado [67].

2.2.1.1. Modelo dinámico continuo

Un modelo dinámico continuo se caracteriza por el hecho de que los valores de sus variables son funciones continuas del tiempo [68], además su representación es de mucha utilidad, puesto que posibilita describir la dinámica de distintos fenómenos físicos reales con el fin de estudiar su comportamiento, ya sea para la implementación una ley de control o solo con fines de observación.

Es apropiado mencionar que propiedades como linealidad, causalidad y estabilidad también permiten manejar de una manera un poco más práctica la representación de sistemas dinámicos continuos. La existencia de linealidad entre la entrada y salida de un sistema simplifica el modelo matemático que se obtiene; la causalidad proporciona la relación causa efecto entre la entrada y la salida del sistema y por último la estabilidad tiene en cuenta el comportamiento deseado del sistema [69].

Estos modelos dinámicos pueden ser representados mediante ecuaciones diferenciales ordinarias, ecuaciones diferenciales parciales y ecuaciones diferenciales funcionales. por otro lado, un método que sintetiza sujeto a ciertas condiciones el estudio de los fenómenos es el uso de la transformada de Laplace [70].

2.2.1.2. Modelo dinámico discreto

El concepto de sistemas en tiempo discreto cobra vida en el uso de los computadores digitales que tienen la capacidad de guardar o almacenar información como, por ejemplo, mediciones de sensores, sonidos, imágenes, entre otros, a intervalos discretos de tiempo [68]. La gran mayoría de los resultados obtenidos en la teoría de sistemas en tiempo continuo se pueden reemplazar, es decir, integrales por sumas, derivadas por diferencias y ecuaciones diferenciales ordinarias por ecuaciones en diferencias.

Los modelos dinámicos de tiempo discreto comúnmente son representados por ecuaciones en diferencias obtenidas como aproximación de ecuaciones diferenciales ordinarias. De igual manera para simplificar el análisis de estos sistemas en tiempo discreto se hace uso de la transformada Z, además existe una gran cantidad de conexiones entre la transformadas ya mencionadas que facilitan la comprensión del análisis y la síntesis de los sistemas en tiempo discreto [71].

2.2.2. Datos entrada-salida

El conjunto de datos entrada-salida es el uno de los componentes mas importantes en un sistema de identificación, puesto que la calidad de estos permite pronosticar un ajuste aceptable del modelo que se va a producir mediante el algoritmo de identificación que estime los parámetros de dicho modelo. En ocasiones recomiendan que se debe efectuar un tratamiento previo a este conjunto datos de entrada-salida, es decir, aplicarles un filtro que ayude a suavizar las señales [72].

La captura de los datos de entrada-salida se debe llevar a cabo durante la realización de un buen experimento en el que se logre y se asegure que las variables estén dentro del rango de operación requerido por el proceso. Además, escoger un tiempo de duración adecuado en donde se pueda captar la dinámica correspondiente a la planta. Por ello se toman en cuenta algunos consejos [73].

- Utilice entradas que estimulen adecuadamente la dinámica del sistema (típicamente se usan señales RGS, RBS, PRBS).
- Mida los datos el tiempo suficiente para capturar las constantes de tiempo importantes.
- Configure el sistema de adquisición de datos para tener una buena relación señal / ruido.
- Medir los datos en intervalos de muestreo apropiados o resolución de frecuencia.

2.2.3. Estructura del modelo

Es preciso decir que existe una gran variedad de estructuras para referir a un modelo generado mediante un algoritmo de estimación de parámetros. Algunas de estas

conservan una forma polinómica o matricial. En el caso de modelos paramétricos polinómiales se presenta una estructura general de modelo lineal en la cual es difícil de obtener una convergencia global, puesto que se necesitan realizar cálculos de una manera intensiva [74]. A continuación, se muestra el esquema de la estructura mencionada y sus derivaciones.

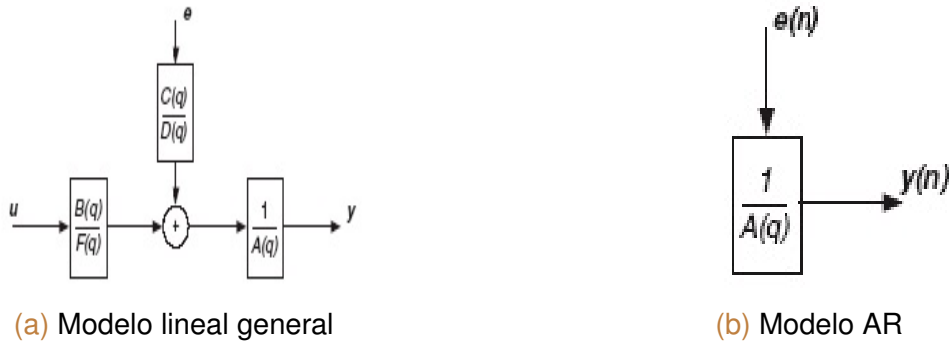


Figura 2.3: Estructuras de modelo 1

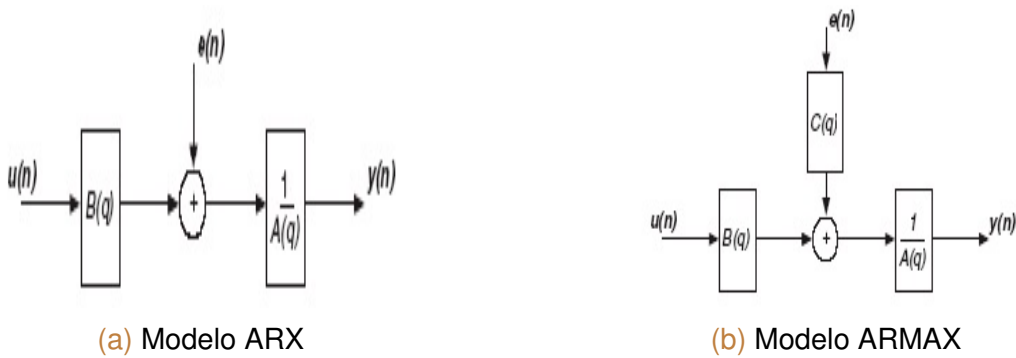


Figura 2.4: Estructuras de modelo 2

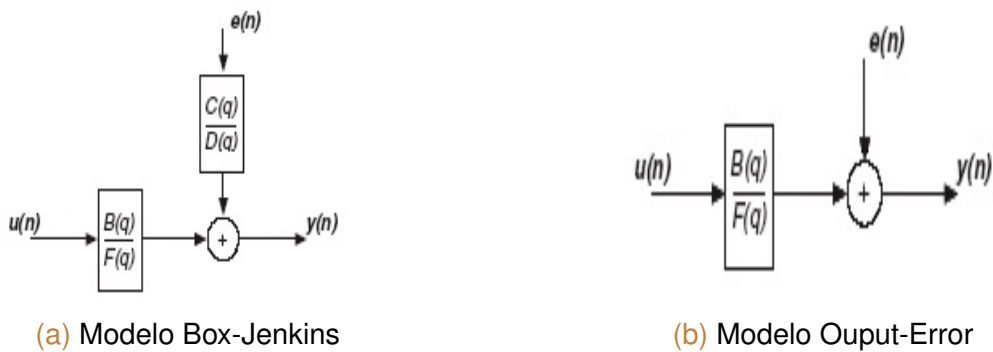


Figura 2.5: Estructuras de modelo 3

Estructuras como función de transferencia y espacio de estados también permiten representar tanto sistemas de tiempo continuo como sistemas de tiempo discreto.

2.2.4. Evaluación del modelo estimado

Para la evaluación del modelo estimado se pueden tener en cuenta dos ítems bastante adecuados con el fin de valorar el modelo obtenido mediante el sistema de identificación [75].

- Comparación de la respuesta medida con la obtenida del modelo identificado: En este caso se realizan pruebas con distintos valores de entradas tanto para el sistema real como para el modelo obtenido por el algoritmo de identificación, una vez obtenidas ambas respuestas observar el comportamiento de cada uno y concluir si el modelo identificado es preciso o no para describir la dinámica del proceso. La siguiente figura es un ejemplo de comparación entre las salidas de un sistema confirmando el porcentaje de ajuste que se obtuvo con el modelo identificado.

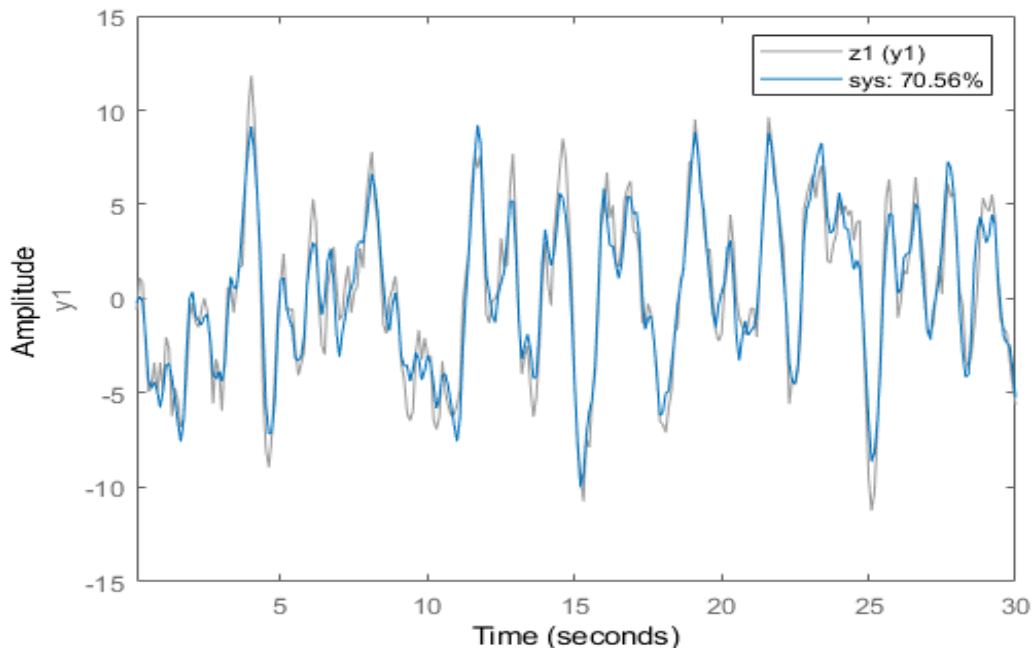


Figura 2.6: Comparación de respuesta entre sistema real e identificado

- Análisis residual: Un ejemplo claro de este tipo de análisis es hallar el error de predicción el cual ayuda a verificar en cuanto la respuesta del modelo identificado es diferente a la respuesta del sistema real. En la figura posterior se puede notar la diferencia de las respuestas entre el sistema y el modelo obtenido.

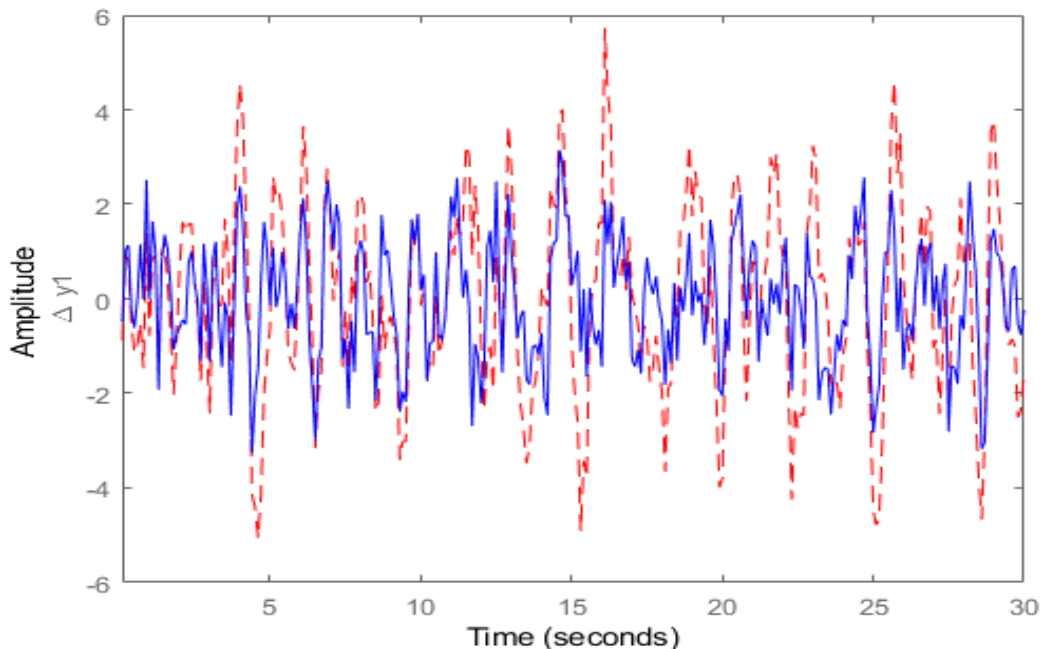


Figura 2.7: Error de predicción

2.2.5. Enfoques de identificación en lazo cerrado

Se presentan varios enfoques de identificación que hacen uso de datos experimentales en lazo cerrado, los cuales son enumerados a continuación: ’

- **Identificación directa:** en este enfoque se hace uso de métodos de error de predicción para ajustar el modelo estimado de los datos de entrada / salida a los datos del sistema en lazo cerrado.
- **Identificación indirecta:** aquí se implementa un modelo entre la salida y la variable externa que estimula el proceso, y luego el modelo de la planta se halla usando el conocimiento previo de la ecuación del controlador.
- **Identificación conjunta:** donde las variables de entrada y salida se modelan en función de la variable de excitación externa y los cambios de disturbio, y al final extraer los modelos de proceso y perturbación [76].

2.3. Las características del caso de estudio

Una vez que se han analizado las bases conceptuales de las estrategias de control óptimo basadas en estructuras multicapa, con el conocimiento de las técnicas de identificación de sistemas, y entendiendo la forma en que estas pueden potenciar las capacidades de una estructura multicapa, es necesario realizar la selección de la planta caso de estudio. La presente sección tiene como objetivo evidenciar el proceso mediante el

cual se seleccionó la planta caso de estudio (un separador trifásico de hidrocarburos denominado *Free Water KnockOut* o *FWKO*)

2.3.1. Proceso de selección

2.3.1.1. El proceso de búsqueda sistemática

El proceso de búsqueda sistemática tiene como objetivo recopilar y sintetizar la evidencia científica relacionada con un tema, asegurando al mismo tiempo que la información utilizada presenta el menor sesgo posible. Para llevar a cabo este propósito el proceso de búsqueda sistemática toma como fuente el método científico, dando así al tema de estudio la forma de un problema de investigación que busca dar respuesta a una pregunta específica que debe formularse de acuerdo con un diseño preestablecido y tener una hipótesis a demostrar o rechazar.

En la presente investigación, la búsqueda sistemática fue la herramienta utilizada para encontrar la planta caso de estudio más apropiada para los propósitos de la investigación. A continuación se muestra un resumen del proceso de selección de planta realizado, con sus resultados correspondientes.

Definición de la pregunta de investigación: Las preguntas de investigación utilizadas para iniciar el proceso de búsqueda de la planta caso de estudio fueron las siguientes: ¿Qué tipo de procesos productivos requieren el uso de estrategias de control supervisor para la fijación de consignas óptimas?, ¿Qué características de los procesos productivos hacen necesaria la utilización de estrategias de control supervisor para la fijación de consignas óptimas?

Búsqueda en bases de datos de publicaciones científicas: Para dar solución a las preguntas planteadas en la etapa anterior se realizaron búsquedas en las siguientes bases de datos científicas: EBSCO, ScienceDirect y Scopus

Para lo cual se definieron las siguientes palabras claves:

- *multilayer hierarchical control structures*
- *optimal process control*
- *optimization of industrial processes*
- *identification for industrial processes*
- *online identification for optimal processes*

Selección de información: Con base en las palabras claves definidas en la etapa anterior y los resultados obtenidos al introducir estas en las bases de datos se realizó la selección de los artículos útiles para los propósitos del proceso de búsqueda. Con este fin se fijaron los siguientes criterios de selección:

- Documentos con antigüedad inferior a 10 años (salvo en casos donde se mencionen aspectos fundamentales que no se desarrollen de forma profunda con posterioridad)
- Documentos que se refieran a estructuras de control jerárquico para consignas óptimas y evidencien el logro de la optimalidad
- Documentos que describan las plantas y/o procesos en los que se aplican las estrategias de control jerárquico
- Documentos que se refieran a procesos y/o plantas donde se implementen técnicas de identificación en línea como base para el diseño de controladores
- Documentos relacionados que hayan sido publicados en inglés, español y portugués

Extracción de datos: Con base en los criterios de selección y las palabras clave utilizadas en las bases de datos mencionadas anteriormente se realizó el proceso de búsqueda, obteniéndose los resultados que se muestran en la tabla 2.1:

Términos de búsqueda	ScienceDirect	Scopus	EBSCO
optimization of industrial processes	242,584	14,470	83,620
multilayer hierarchical control structures	5,144	46	1,934
optimal process control	751,262	27,660	371,553
identification for industrial processes	137,165	4,760	106,677
online identification for optimal processes	57,881	208	85.216

Tabla 2.1: Resultados obtenidos de las bases de datos para las palabras claves relacionadas con la búsqueda de la planta caso de estudio

Análisis de resultados: Una vez obtenidos y filtrados los resultados del proceso de búsqueda se descubrió que la mayoría de las aplicaciones (procesos productivos) en las cuales se hace uso de estructuras de control supervisor óptimo corresponden a:

1. Procesos químicos (petroquímicos, industria del papel, tratamiento de agua, industria farmacéutica, procesos que involucran reacciones químicas)
2. Actividades del sector energético (sistemas de distribución, sistemas de generación, optimización del consumo)
3. Procesos metalúrgicos (en especial los relacionados con el procesamiento de minerales crudos)

Con la lista anterior se da solución a la pregunta: ¿Qué tipo de procesos productivos requieren el uso de estrategias de control supervisor para la fijación de consignas óptimas?, evidenciándose que la mayoría de las estrategias de control supervisor para la fijación de consignas óptimas han sido implementadas en procesos de la industria química (principalmente en el sector petroquímico), el sector energético (mayormente evidenciadas en sistemas de distribución) y en menor medida, en procesos metalúrgicos (en el procesamiento de minerales crudos)

Con base en la información anterior se concluyó que la mayor parte de los procesos que permiten la implementación de estrategias de control óptimo y de estructuras jerárquicas presentan una o más de las siguientes características:

- Presencia de restricciones operativas (existen valores mínimos o máximos aceptados para las variables controladas, más allá de estos valores la integridad del proceso se ve afectada de forma negativa)
- Disturbios constantes de baja intensidad
- Disturbios ocasionales con intensidad alta
- Dinámicas no lineales
- El comportamiento deseable puede representarse a través de ecuaciones o modelos
- Dinámicas lentas o complejas (los procesos se realizan en periodos de tiempo correspondientes a horas, días o semanas, o son conducidos por eventos)

La lista anterior muestra un conjunto de características que permiten identificar los procesos productivos en los cuales vale la pena implementar estructuras de control avanzado, de esta forma es posible dar respuesta a la pregunta: ¿Qué características de los procesos productivos hacen necesaria la utilización de las estrategias de control supervisor para la fijación de consignas óptimas?

Con la información recolectada a lo largo del proceso de búsqueda sistemática fue posible determinar la planta más adecuada para los propósitos de la investigación. El desarrollo de este proceso se mostrará a continuación.

2.3.2. Características de la planta seleccionada

Anteriormente se mencionó que la mayoría de los procesos productivos que requieren implementar estrategias de control supervisor óptimo corresponden a procesos químicos, de los cuales una gran parte corresponde a procesos de la industria petroquímica, principalmente a las actividades relacionadas con la extracción y la refinación, esto se debe a que dichos procesos presentan subprocesos o etapas donde se hace necesario un control preciso y eficiente de las materias primas que se transforman (la realización

de dicho control se evidencia en las temperaturas a las cuales son realizados los procesos, las concentraciones del producto al inicio y al final de las transformaciones, el volumen del producto, etc.). Dentro de los procesos de extracción y refinación destacan, en línea con los fines de este proyecto, los trabajos que se refieren al control óptimo en columnas de destilación y en procesos de separación.

Tomando en cuenta lo anterior se presentan tres plantas a considerar para la implementación de una estructura de control supervisor para fijación de consignas óptimas. Estas son:

- Separadores de hidrocarburos
- Columnas de fraccionamiento o destilación
- Tanques reactores

Debido a sus características no lineales y a la importancia de mantener las restricciones operativas de estos, los separadores y las columnas fungen como buenas opciones para los fines de esta investigación, los tanques reactores por su parte aunque también pueden optimizarse no son tan atractivos puesto que, aunque son utilizados en muchos de los procesos aptos para la optimización suelen requerir conocimientos detallados de reacciones químicas para entender su funcionamiento, realizar el control y validar sus resultados, y su control no llega a ser tan complejo como el de las dos primeras opciones. Con todo esto en mente, finalmente se decidió utilizar como planta caso de estudio un separador de hidrocarburos, dicha opción se eligió con base en que, si bien los separadores hacen parte de subprocesos complejos dentro de los procesos de refinación (presentan dinámicas no lineales, se ven afectados de gran manera por los disturbios y requieren un control preciso de temperaturas, presiones y niveles) estos son más sencillos de simular que plantas como las columnas de destilación (que requieren conocimientos precisos de concentraciones químicas, dimensionamiento de equipos, caracterización de composiciones, dinámica de fluidos viscosos y transferencia de calor). Adicionalmente, al contrario que en el caso de las columnas, los separadores no han sido tan estudiados en términos de estrategias de control óptimo, así que, un trabajo en este campo puede realizar buenos aportes a la investigación en general.

Una vez seleccionada la planta caso de estudio se procederá a realizar una descripción de esta y su funcionamiento, además, se realizará una caracterización que permitirá evidenciar algunos aspectos llamativos de esta planta para el desarrollo del proyecto de investigación en curso.

El Separador Trifásico Free Water Knockout (FWKO): El fluido que proviene de los pozos de petróleo está conformado por una mezcla coalescente de agua, petróleo crudo y gas, además de impurezas. Esta mezcla presenta diferentes grados de dispersión entre cada componente (agua, crudo y gas) que dependen de las características de la zona geográfica en la que está ubicado el pozo, es decir, no existe una única

distribución o composición de los elementos que conforman el fluido proveniente de un pozo petrolero aunque hay elementos comunes que permiten considerar este como petróleo crudo (metano, etano, propano y otros hidrocarburos). Una vez que este fluido es extraído de los pozos es esencial, con miras a su procesamiento posterior o a su comercialización, la separación de las impurezas presentes en cada uno de sus componentes, también denominados fases (agua, crudo y gas), con el objetivo de obtener un petróleo crudo que cumpla con los estándares del mercado. Para lograr este objetivo se hace uso de equipos denominados *separadores*, los separadores tienen la función de separar las fases del fluido proveniente de los pozos, y pueden recibir dos denominaciones según la cantidad de fases que permiten separar: separadores de dos fases y separadores de tres fases o trifásicos.

Los separadores de dos fases reciben el fluido proveniente de los pozos y separan de este una fase líquida compuesta por petróleo crudo y agua, y una fase gaseosa compuesta por los hidrocarburos gaseosos provenientes del pozo y contenidos en el fluido. Por su parte, los separadores trifásicos (o de tres fases) separan la fase gaseosa y dos fases líquidas, una correspondiente al petróleo crudo y otra que corresponde al agua. En este proyecto de investigación se hará referencia a los separadores trifásicos.

El separador trifásico es un tanque (usualmente presurizado) utilizado para separar las fases del fluido coalescente que proviene de los pozos petroleros haciendo uso del principio de asentamiento por gravedad. Existen dos denominaciones para los separadores trifásicos en el sector de petróleos, si bien ambas denominaciones se refieren al mismo tipo de equipos se suele utilizar el término *separador trifásico* para referirse a separadores de tres fases en los cuales hay una gran cantidad de gas a separar en relación con los componentes líquidos, mientras que para los casos en los cuales la fase gaseosa es inferior en relación con la proporción de los componentes líquidos se prefiere el término *Free Water Knockout*, *abreviado como FWKO*. El principio de funcionamiento del separador trifásico (sin importar si es para proporciones de gas altas o bajas) se puede resumir así:

El fluido proveniente de los pozos o de otros separadores entra al separador trifásico, donde es impactado por un "muro divisor" que hace descender el fluido al mismo tiempo que provoca la separación de la fase gaseosa (que por diferencia de presiones asciende a la parte superior del tanque), una vez que ha ocurrido el impacto entre el muro divisor y el fluido, las fases líquidas (agua y petróleo mezclados) descienden y entran en contacto con una fracción de agua estancada llamada agua libre o *free water* (este proceso se denomina lavado), de esta forma el agua presente en el fluido de entrada se integra parcialmente con el agua estancada, mientras que el petróleo asciende a la parte superior de la interfaz líquida dentro del tanque; al transcurrir un periodo de asentamiento entre el agua libre, el agua proveniente del pozo y el petróleo (que ronda entre 3 y 30 minutos) ocurre la ruptura de la coalescencia entre el agua y el petróleo, generándose así una capa aún mayor de agua libre al mismo tiempo que se genera un colchón de petróleo crudo que es enviado por rebose a una cámara donde se capta y es evacuado (para enviar el crudo producto de la separación a las siguientes etapas

del proceso de refinación).

Con el fin de acelerar la ruptura de la coalescencia, y por consiguiente, el proceso de separación, se acostumbra añadir calor al separador (a través de intercambiadores de calor), si bien esto logra aumentar el rendimiento del proceso es necesario mencionar que requiere un control más preciso de la temperatura y la presión dentro del tanque presurizado, puesto que, al añadir calor se corre el riesgo de afectar la calidad del producto y/o la integridad del proceso (temperaturas o presiones inferiores a las necesarias no facilitan la ruptura de la coalescencia, y temperaturas o presiones superiores a las permitidas afectan la integridad del producto y pueden llegar a dañar el equipo), al mismo tiempo, el control inadecuado de los procesos encargados de suministrar la energía térmica al intercambiador genera pérdidas económicas en el proceso (aumento innecesario y desperdicio del combustible o energía utilizada para generar calor). Lo anterior convierte al proceso de separación por medio del separador trifásico *FWKO* en un proceso atractivo y adecuado para la implementación de una estrategia de control supervisor para fijación de consignas óptimas, adicionalmente, el comportamiento dinámico del separador trifásico posee características destacables que dificultan realizar el control eficiente por medio de técnicas clásicas (controladores PID, lazos feedback y feedforward, etc.), obligando así a que en la industria se opere en condiciones ineficientes a menos de que se implementen técnicas de control avanzado, entre las características destacables del separador trifásico se encuentran:

1. Flujos de operación no laminares (la corriente de alimentación del separador está conformada por una mezcla de elementos viscosos, lo cual dificulta mantener constantes las velocidades de circulación a la entrada, afectándose así la velocidad de llenado del tanque del separador)
2. Comportamiento altamente no-lineal que obliga a establecer zonas de operación en las cuales se pueda predecir y controlar el comportamiento del sistema (no es posible realizar predicciones acertadas sobre el sistema ni sintonizar de forma correcta los controladores si se toman como fuente de información datos alejados de un rango de operación específico, de la misma manera, no es posible predecir comportamientos o sintonizar controladores para todo el rango de operación del separador a partir de información obtenida en un único rango de operación)
3. Presencia de disturbios frecuentes, debido a la viscosidad del fluido de trabajo el flujo de alimentación del separador trifásico experimenta con frecuencia pequeños cambios que pueden alejar al sistema de su comportamiento deseado
4. Límites de operación en términos de temperatura y presión (estos límites imponen restricciones que no deben ser violadas bajo pena de afectar la operación del equipo y/o dañarlo)

Las características mencionadas anteriormente (especialmente la número 2) implican, además, la necesidad de un modelo preciso para la predicción y el análisis de las

dinámicas en los rangos de operación especificados para el controlador diseñado, si bien este problema se resuelve en las estructuras jerárquicas a través de la consideración de las restricciones y de un modelo estacionario no-lineal en ocasiones es difícil encontrar dicho modelo de forma empírica o revisando la teoría. En el caso de los separadores trifásicos existen modelos estacionarios diseñados tomando en cuenta el dimensionamiento de los equipos, o modelos que toman en cuenta el comportamiento de los fluidos dentro del tanque, adicionalmente, hasta el momento en que se realizó el proceso de investigación presente no fue posible encontrar en la literatura un modelo que considerara el efecto de añadir calor en el proceso de separación llevado a cabo dentro del equipo. Tomando en cuenta lo anterior, se consideró que emplear identificaciones en línea para obtener modelos del sistema definidos con base en sus puntos de operación actuales sería muy útil y ayudaría a reducir la complejidad del proceso de diseño de la estrategia de control óptimo.

Con los conocimientos adquiridos anteriormente, y una vez definida la planta caso de estudio a utilizar, ya es posible realizar el proceso de simulación, diseño y control del sistema. El desarrollo de estos temas se evidenciará en las secciones posteriores.

Capítulo 3

Modelo computacional, entorno de simulación e implementación del control supervisor

Este capítulo presenta información relativa al modelado y simulación del proceso químico correspondiente al caso de estudio elegido para el desarrollo del presente proyecto de investigación. En la sección 3.1 se explica la importancia del modelo computacional, se describe el proceso de selección de la herramienta de modelado utilizada, y se evidencia la construcción del modelo de la planta caso de estudio; a su vez, la sección 3.2 trata aspectos concernientes a las simulaciones realizadas a partir del modelo construido en la herramienta de modelado seleccionada; por otra parte, la sección 3.3 detalla la interacción entre el modelo de simulación construido en la herramienta de modelado y el controlador supervisor jerárquico para optimización de consignas (construido y ejecutado en un entorno diferente).

Al final del capítulo se muestran resultados de simulación de régimen permanente obtenidos con los modelos construidos, que permiten justificar la necesidad descrita antes en la literatura, de buscar alternativas de modelado para solventar las limitaciones derivadas del uso de modelos lineales de los sistemas, en el caso de disturbios importantes, y que son origen de la investigación a ser mostrada en los capítulos posteriores.

3.1. Modelado computacional de procesos industriales

La teoría de control es un componente fundamental en el plan de estudios de las carreras profesionales relacionadas con el control de procesos y la instrumentación industrial, tal es el caso de la ingeniería en automática industrial, la ingeniería de control y otras similares donde el enfoque del control va mucho más allá de representar un proceso físico como una función de transferencia. Desde la teoría de control se hace evidente la importancia de considerar en un sistema el efecto de los disturbios, las limitaciones que tiene la representación de un proceso, y otra variedad de factores que se deben tomar en cuenta para diseñar sistemas de control robustos. Para ayudar al correcto aprendizaje de la teoría de control se suele combinar su enseñanza con

el desarrollo de practicas en plantas de procesos industriales a pequeña escala que simulan, con diferentes grados de precisión, el comportamiento real de algunos procesos. Estos laboratorios son bastante útiles, pero debido a sus características presentan diversas limitaciones que impiden que el acercamiento de los estudiantes al entorno práctico sea el mejor posible. Entre dichas limitaciones es posible mencionar:

- a) El desgaste y/u obsolescencia de los equipos.
- b) Las limitaciones en las estrategias y/o acciones de control que se pueden implementar sobre las plantas.
- c) La inconveniencia de realizar pruebas extremas sobre un sistema real.

Considerando estas limitaciones se acostumbra utilizar herramientas de programación como MATLAB® y LABVIEW® para la virtualización de las plantas. Si bien estas herramientas permiten evaluar el comportamiento de los sistemas a través de la construcción de modelos, debe considerarse que tienen como desventaja la necesidad de una programación excesiva para mitigar el efecto de los condicionamientos que se realizan sobre los modelos construidos [77], y además, no suelen incluir módulos pre-programados que representen unidades de operación de procesos industriales. Para superar estos inconvenientes diversos fabricantes han desarrollado herramientas de modelado y simulación de procesos químicos que a diferencia de las herramientas de programación (MATLAB, LABVIEW y otras similares) cuentan con modelos correspondientes a unidades de operación reales, por lo cual, aproximan con mayor exactitud las dinámicas y el comportamiento de los procesos. Cada herramienta de modelado y/o simulación (las plantas a escala, las herramientas de programación y los simuladores de procesos químicos) tiene diversas ventajas y desventajas, pero considerando las facilidades de las herramientas virtuales y la imposibilidad de realizar pruebas exhaustivas sobre una planta real, en el desarrollo del presente proyecto de investigación se decidió hacer uso de un modelo computacional. En la presente sección se describirá la herramienta empleada para realizar el modelo y se evidenciarán algunos aspectos concernientes a la construcción del modelo de la planta caso de estudio.

3.1.1. Herramientas para modelado computacional de procesos

Según la Real Academia Española (RAE), un modelo puede definirse así:

"Esquema teórico, generalmente en forma matemática, de un sistema o de una realidad compleja ... que se elabora para facilitar su comprensión y el estudio de su comportamiento "[78].

Por su parte, el modelado computacional se refiere al

"uso de computadoras para simular y estudiar el comportamiento de sistemas complejos mediante las matemáticas, la física y la informática"[79]

Los modelos computacionales están conformados por una gran cantidad de variables que en su conjunto describen las características del sistema que se estudia, y la simulación de estos modelos consiste en ajustar dichas variables de forma individual o grupal, observando al mismo tiempo el efecto que tienen estas variaciones en las salidas del modelo, de modo que a través de estos experimentos los investigadores puedan reconocer patrones dentro de éste que permitan realizar (con cierto grado de certeza) predicciones sobre como funcionaría el mismo sistema en un entorno real. De acuerdo con lo anterior, un modelo busca facilitar la comprensión y el estudio del comportamiento de una entidad, en el caso de los sistemas de control, los modelos corresponden a formulaciones matemáticas que representan con cierto grado de precisión, el comportamiento de los sistemas.

Considerando la complejidad inmersa en realizar experimentos de control sobre procesos reales, la teoría de control hace uso de modelos matemáticos como bases para la experimentación, si bien las herramientas de programación (MATLAB, LABVIEW y otras) son muy buenas para realizar representaciones matemáticas, su principal inconveniente es que carecen de la capacidad de representar de forma sencilla y con naturalidad las dinámicas y restricciones propias de los equipos industriales, por esta razón, se han creado diferentes herramientas para modelar procesos con base en las propiedades de los sistemas que se desean reproducir y analizar. A continuación, se realiza una clasificación de las herramientas para modelado computacional de procesos basada en información proveniente de [80]:

a. Lenguajes orientados a bloques o lenguajes de simulación orientados a sentencias:

En el caso de los **lenguajes orientados a bloques** estos representan, a través de una interfaz gráfica, el diagrama de bloques correspondiente a la resolución del problema en una computadora analógica; estos lenguajes cuentan con bloques sumadores, integradores, ganancias y otras funciones especiales que se conectan entre si obteniendo como salida del modelo valores de respuesta de este como función de las entradas. El ejemplo más común de este tipo de herramientas lo constituye el entorno Simulink.

Por su parte, los **lenguajes de simulación orientados a sentencias** se caracterizan porque las ecuaciones del modelo se declaran de forma similar a la formulación matemática y se compilan generando un código en lenguaje de alto nivel que entrega información del modelo. Este tipo de lenguajes se rige por el estándar CSSL'67; un ejemplo de estos es el lenguaje ACSL

b. Las técnicas de grafos de unión: Estas realizan una representación grafica de las estructuras que componen un sistema físico, pero son poco practicas cuando se manejan muchos tipos de variables. También se conocen como bond graphs.

c. Los lenguajes de modelado orientados a objetos (OOML) y su derivación OOML-basado en ecuaciones: En este caso los sistemas se modelan como un conjunto de objetos interactuantes, de modo que, cada objeto cuenta con un sub-

modelo que encapsula datos, estructura y comportamiento, y la forma en que cada submodelo se asocia con los demás determina el comportamiento del modelo general. Las herramientas de modelado basadas en este tipo de técnicas son las que han demostrado ser más útiles en el modelamiento de procesos industriales [80], [81]. Dentro de estos se encuentran herramientas software comerciales como EcosimPlus, Aspen HYSYS, Modelica y otras.

Además de lo anterior, la selección de la herramienta de modelado utilizada para el separador trifásico *FWKO* se llevó a cabo siguiendo algunas consideraciones propuestas por [82], las cuales se listan a continuación:

- La velocidad de ejecución debe permitir, al menos, que el sistema funcione en tiempo real.
- Los solucionadores (*solvers*) de las ecuaciones deben ser adecuados para los modelos que se generan y simulan, además, se debe contar con modelos simbólicos que se puedan parametrizar con facilidad.
- La herramienta de modelado debe soportar el uso de Ecuaciones Diferenciales Ordinarias, Algebraicas y Parciales; además, debe permitir el tratamiento de discontinuidades y eventos.
- El entorno de desarrollo de las simulaciones debe ser reconfigurable.
- El entorno de desarrollo debe ser fácil de utilizar para usuarios finales diferentes a los propios desarrolladores de los modelos.

A partir de estas consideraciones se realizó la tabla B.1 que resume las características de algunas herramientas para modelado. Analizando dicha tabla es posible concluir que, a pesar de que cada herramienta posee características que la diferencian de las otras (haciéndola mejor o peor según las particularidades del sistema que se desea modelar y las propiedades que se esperan del modelo), en el caso específico de la planta seleccionada para el presente trabajo de investigación la herramienta que más se adapta a las necesidades del proceso industrial seleccionado (un proceso de la industria de petróleos en donde intervienen compuestos químicos con composiciones y dinámicas definidas) es el simulador de procesos Aspen HYSYS®, perteneciente a Aspen Technology®, el cual es un software para simulación de procesos químicos especializado en operaciones del sector de crudo y gas, lo cual lo hace práctico para un proceso de separación trifásica de hidrocarburos como el que se desea llevar a cabo. A continuación, se listan algunas de sus características generales:

- Entorno de simulación modular para simulación en estado estacionario y régimen dinámico.
- Posibilidad de ingresar código de programación con Visual Basic.
- Intercambio de información a través de servidores ActiveX.

- Simulación bidireccional, es decir, que permite calcular las condiciones de una corriente de entrada a partir de las condiciones de las corrientes de salida sin necesidad de cálculos iterativos.
- Incluye controladores con algoritmos modificables que se pueden implementar en el modo de simulación dinámica.
- Utiliza paquetes modulares para extender las capacidades de la herramienta, es decir, se pueden instalar paquetes para control avanzado (Aspen DMCplus), entrenamiento de operadores (Aspen OTS), análisis de costos (Aspen Process Economic Analyzer) y otras operaciones relacionadas con la simulación y la implementación de estrategias en plantas reales.

Como ventaja adicional se descubrió la existencia de simulaciones estacionarias de separadores de dos o de tres fases en Aspen HYSYS que si bien no son muy detalladas por estar inmersas dentro de simulaciones más grandes, pueden utilizarse para comparar y/o validar el modelo computacional generado en este proyecto de investigación (entre estos tenemos [83], [84], [85], [86]).

Una vez seleccionada la herramienta para modelado más adecuada (desde el punto de vista de los ejecutores del proyecto de investigación) se procedió a la construcción del modelo computacional del separador trifásico a utilizar.

3.1.2. Modelo computacional del caso de estudio

El separador trifásico Free Water KnockOut (FWKO) pertenece a un tipo de herramientas empleadas para separar el fluido proveniente de los pozos petroleros. Este fluido está compuesto por petróleo crudo, agua y gas, siendo cada uno de estos elementos una fase. Si bien el fluido proveniente de cada pozo petrolero presenta distintas propiedades físico-químicas (debido a su ubicación geográfica y a las condiciones de su entorno), existen compuestos comunes que permiten caracterizar los fluidos provenientes de un pozo petrolero (estos compuestos son hidrocarburos simples que van desde el metano hasta el pentano). Con esto en mente, y para facilitar la construcción del modelo, se han elegido elementos y/o compuestos químicos genéricos en lugar de decantarse por la composición del crudo en un campo o pozo petrolífero específico.

En la tabla 3.1 se ilustran los componentes químicos empleados para simular el fluido proveniente de un pozo. Además, se ilustran las concentraciones de cada componente en la corriente de material *Alimento* definida en Aspen HYSYS, es importante mencionar que una corriente de material es un elemento que representa las corrientes de proceso, y se define a través de una composición química propia y unos parámetros específicos (temperatura, presión y flujos)

Sustancia	Fracción Molar
Metano	0.1
Etano	0.03
Propano	0.04
i-Butano	0.08
n-Butano	0.1
i-Pentano	0.12
n-Pentano	0.13
Agua	0.4

Tabla 3.1: Composición del fluido simulado

Una vez que se han definido y asignado los componentes que se utilizarán en las corrientes de material, se hace necesario escoger el paquete de fluidos más adecuado para el modelo. El paquete de fluidos contiene las ecuaciones que se utilizarán para simular las dinámicas e interacciones de los elementos de la simulación (compuestos químicos, corrientes y equipos), Aspen HYSYS contiene varios paquetes de fluidos basados en ecuaciones químicas empleadas en el análisis del comportamiento de los compuestos, en [2] se muestra un árbol que orienta a los usuarios en el proceso de selección del paquete de fluidos según el tipo de proceso a simular. En este caso, el paquete de fluidos utilizado fue el paquete denominado *Peng-Robinson*.

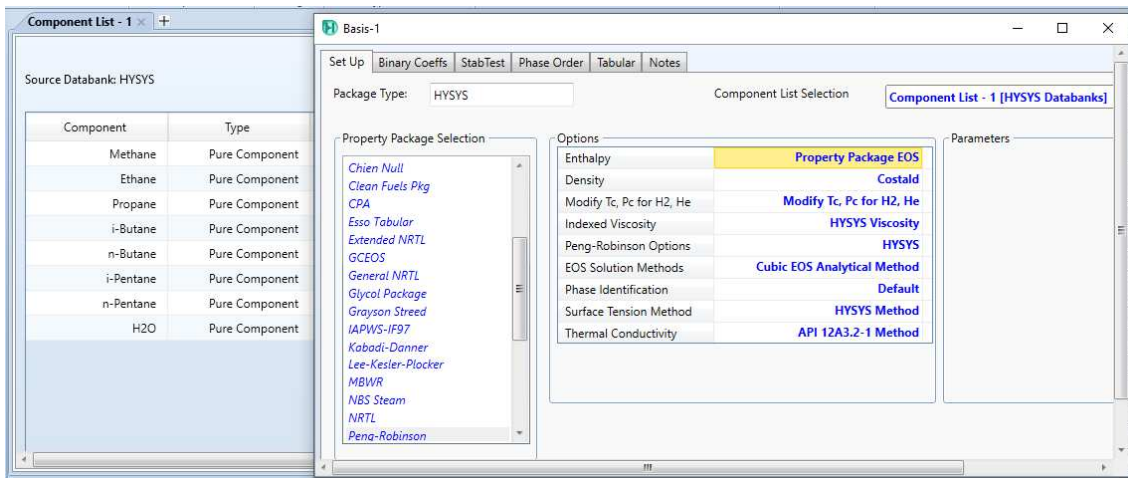


Figura 3.1: Interfaz de configuración de propiedades de simulación, en esta se seleccionan los componentes y el paquete de fluidos con los que se construirá el modelo

Una vez que se han seleccionado los componentes de la simulación y el paquete de fluidos, se procede a la construcción del modelo en estado estacionario. El estado estacionario de Aspen HYSYS permite establecer y configurar las corrientes de material y de energía de la simulación, además de introducir e interconectar las operaciones representadas por los equipos que conforman el proceso. En el estado estacionario Aspen HYSYS determina el comportamiento del sistema a partir de modelos de régimen

permanente, de modo que al realizar algún cambio en un parámetro el solucionador o *solver* determina el efecto de este en el valor final de los demás. En la figura 3.2 se ilustra el modelo en estado estacionario construido, y en la figura 3.3 se muestran los cálculos realizados por el modelo de régimen permanente del FWKO.

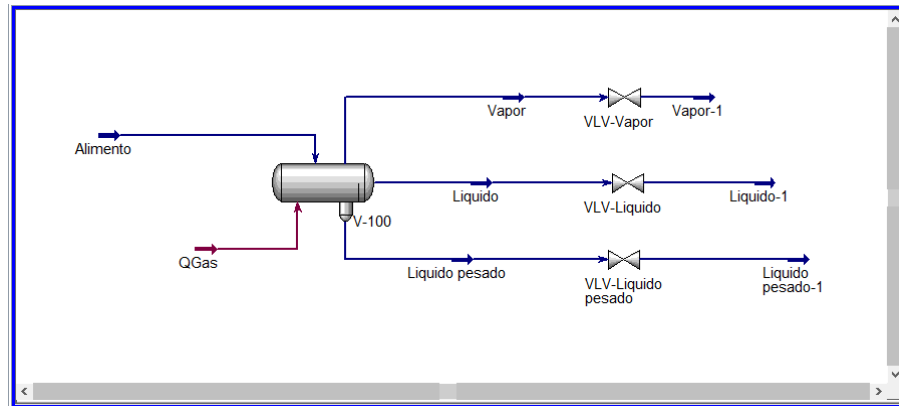


Figura 3.2: Modelo en estado estacionario del FWKO, las corrientes de material corresponden a las flechas azules mientras que las flechas rojas representan las corrientes de energía

Worksheet	Name	Salida_Alimento	Acuosa	GAS	Líquido	Q_GAS
Conditions	Vapour	0,1877	1,0000	1,0000	0,0181	<empty>
Properties	Temperature [C]	16,36	52,02	52,02	52,02	<empty>
Composition	Pressure [kPa]	420,3	420,3	420,3	420,3	<empty>
PF Specs	Molar Flow [kgmole/h]	111,9	3,600e-012	60,73	55,99	<empty>
	Mass Flow [kg/h]	4472	1,868e-010	3151	1318	<empty>
	Std Ideal Liq Vol Flow [m3/h]	7,340	3,356e-013	5,661	1,593	<empty>
	Molar Enthalpy [kJ/kgmole]	-2,001e+005	-4472 kg/m ³	-1,249e+005	-2,633e+005	<empty>
	Molar Entropy [kJ/kgmole-C]	82,9958	165,7	165,7	66,14	<empty>
	Heat Flow [kJ/h]	-2,238e+007	-4,496e-007	-7,584e+006	-1,474e+007	1,876e+006

Figura 3.3: Parámetros de entrada y salida del FWKO, los resaltados en color azul son introducidos por el usuario y los de color negro sin resaltar son calculados por el solver

Con el modelo de estado estacionario del sistema es posible determinar la respuesta del sistema ante cualquier variación en sus corrientes de entrada o cuando se presentan cambios determinados en las corrientes de salida. Sin embargo, para realizar acciones de control de forma precisa este modo es insuficiente puesto que omite la información de los transitorios del sistema.

3.2. Simulación del proceso

Al terminar la construcción del modelo en estado estacionario ya se cuenta con un modelo reutilizable listo para simular el comportamiento del FWKO. Si bien el modelo en estado estacionario permite identificar el comportamiento del FWKO al modificar parámetros, tiene como inconveniente que no permite conocer su dinámica, es decir, el comportamiento que describe su reacción desde que se fija un parámetro de entrada hasta que el efecto de este se refleja en la salida.

Una de las ventajas de Aspen HYSYS es que cuenta con un módulo denominado Aspen HYSYS Dynamics, que permite realizar simulaciones en estado dinámico. Dentro de dichas simulaciones el *solver* y su integrador verifican que existan diferencias de presión que originen flujos en los equipos y las corrientes. Para esto se requiere la inclusión de válvulas, el dimensionamiento de los equipos y la especificación de los parámetros dinámicos de estos. A través de la simulación dinámica es posible adicionar al modelo elementos como motobombas, compresores, controladores y otros componentes relacionados con comportamientos dinámicos de los sistemas. En la figura 3.4 se muestra el modelo generado para la simulación dinámica del FWKO.

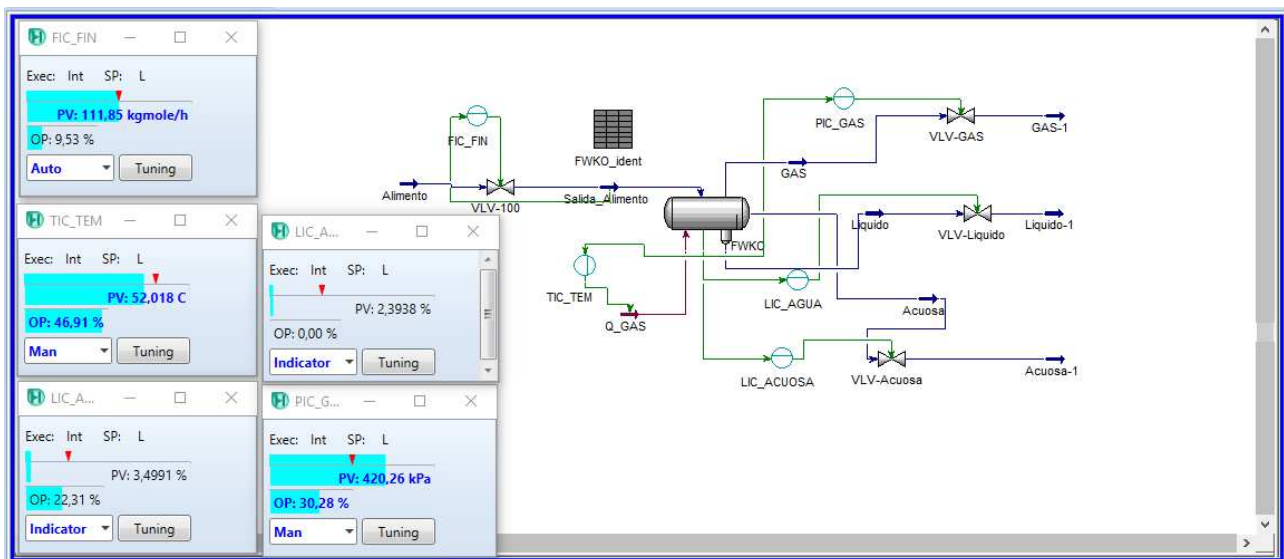


Figura 3.4: Modelo del FWKO para simulación dinámica, en este se puede observar la adición de válvulas y controladores

Considerando que el objetivo de la estructura de control a implementar en el caso de estudio es minimizar el consumo de combustible mientras se mantienen la temperatura y la presión del sistema en sus límites operativos, se adicionaron controladores para estas variables (*PIC_GAS* y *TIC_TEM*), que serán manipulados directamente desde el controlador MPC de la estructura jerárquica. Asimismo, se debe tener en cuenta la importancia del flujo molar de la corriente *Alimento*, puesto que este es directamente responsable de que los controladores del FWKO trabajen dentro de su rango de

operación, y variaciones grandes de dicho flujo ocasionan deficiencias en el efecto de los controladores, esta variable se considera un disturbio medible (entrada no manipulada), y su cantidad se observa a través del controlador *FIC_FIN* que se utiliza para supervisar el valor numérico del disturbio. Adicionalmente, se cuenta con controladores de nivel de agua y petróleo dentro del FWKO (*LIC_AGUA* y *LIC_ACUOSA*) para evitar que este opere sin fluidos o en condiciones de reboso. Debido a que estos no afectan en gran medida los valores de régimen permanente de temperatura y presión de la planta, se consideran controladores locales no incluidos dentro de la estructura de control jerárquico.

Como se mencionó anteriormente, en el modo de simulación dinámico es necesario dimensionar y/o parametrizar los elementos que constituyen el modelo. En la tabla 3.2 se muestran los valores mínimos y máximos de las variables que permiten que el sistema opere en regiones seguras.

Variable	Lim. Inferior	Lim. Superior
Flujo_Energía (kJ/h)	0	4000000
Apertura_Válvula_de_Gas (%)	0	100
Flujo_Alimento (kg-mol/h)	57.64	172.72
Presión_FWKO (kPa)	212	422.34
Temperatura_FWKO (°C)	45	57.4740

Tabla 3.2: Límites operativos del FWKO modelado

Con el modelo definido en el modo estacionario, y parametrizado en el modo dinámico, ya es posible realizar las simulaciones dinámicas del comportamiento del sistema; Aspen HYSYS permite realizar dichas simulaciones en tiempo real o con factores de tiempo que posibilitan acelerar o ralentizar las respuestas de este (ver figura 3.5). En este modo es posible observar (numéricamente y de forma gráfica) el seguimiento que realizan los controladores cuando trabajan con estrategias de control PID convencionales, además este también permite realizar experimentos sencillos para observar como se relacionan las variables

Si bien con el modelo elaborado en modo estacionario y simulado en modo dinámico ya es posible conocer el comportamiento del sistema y experimentar sobre este para estudiar los efectos de los controladores PID, MPC y otros presentes en la paleta de herramientas del simulador es necesario aclarar que esta simulación por si sola no es suficiente para realizar el desarrollo de una estrategia de control óptimo en línea, por lo que se hace necesario acudir a herramientas que permitan diseñar con total libertad estrategias de control avanzado que potencien las capacidades de Aspen HYSYS. Para esto se tomó la decisión de emplear el modelo diseñado y construido en Aspen HYSYS como planta virtual y realizar el control supervisor desde una herramienta de programación capaz de trabajar con problemas complejos en términos matemáticos (funciones de minimización, problemas de optimización, ajuste por mínimos cuadrados, etc.). La herramienta seleccionada para aquello fue el entorno de desarrollo MATLAB, que por sus características se consideró una opción eficiente en términos computacio-

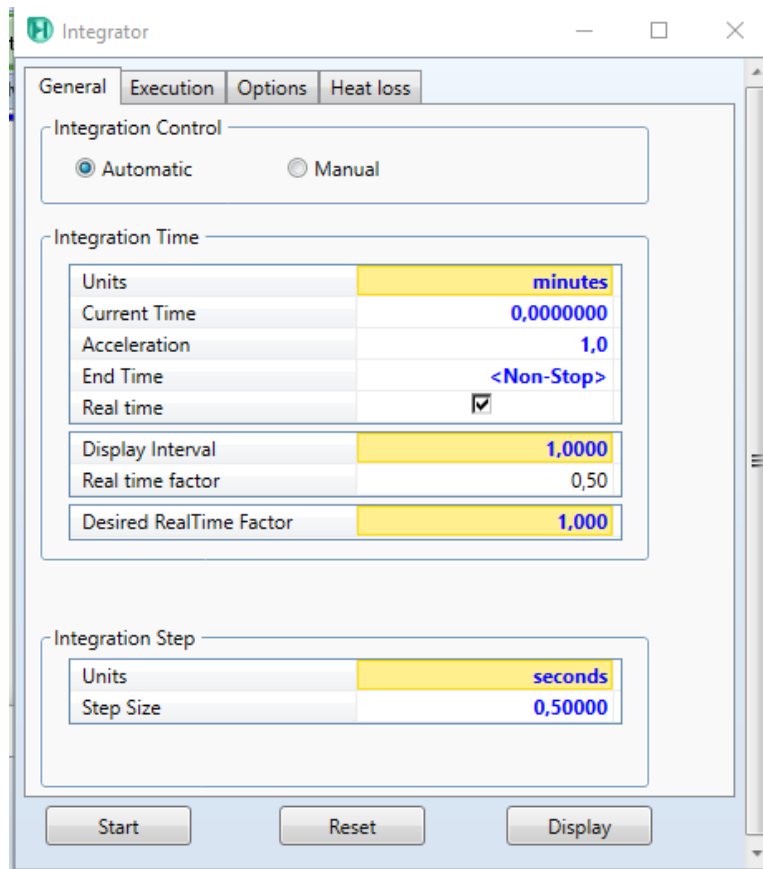


Figura 3.5: Configuración del Integrador de Aspen HYSYS

nales y de usabilidad para las tareas requeridas por el control supervisor jerárquico. En la sección posterior se tratarán aspectos relativos a la comunicación entre el modelo diseñado en Aspen HYSYS y el esquema de control supervisor jerárquico diseñado en MATLAB para el control del modelo.

3.3. Comunicación entre el modelo de simulación y el control supervisor jerárquico para optimización de consignas

En la sección anterior se trataron el modelo dinámico del FWKO y las posibilidades de simulación y control que este brinda, sin embargo, en aras de conseguir un control óptimo se mencionó que las simulaciones que se hacen sobre este modelo, utilizando solamente las herramientas de Aspen HYSYS, son insuficientes puesto que las estrategias de control que este posee y permite implementar no son lo bastante adaptables y/o robustas para realizar la construcción de una estructura de control jerárquica para optimización. Debido a esta limitación es necesario hacer uso de la

herramienta de programación MATLAB para hacer frente a las necesidades de una estrategia de control como la que se desea implementar.

MATLAB es un entorno de programación para el desarrollo de algoritmos, análisis de datos y cálculo numérico, siendo utilizado en diferentes ámbitos por sus múltiples capacidades. Es una de las herramientas más conocidas y utilizadas por los investigadores alrededor del mundo, y cuenta con herramientas como Simulink, el cual es un entorno gráfico para la simulación y el diseño que hace parte de las herramientas para programación en lenguajes orientados a bloques.

En la presente sección se tratarán aspectos relacionados con la captura de datos de simulación en Aspen HYSYS, el envío y recolección de datos desde y hacia MATLAB, y la operación del controlador supervisor jerárquico diseñado y manipulado desde MATLAB para el control en tiempo real y de forma paralela con Aspen HYSYS.

3.3.1. Captura de datos de simulación, importación y exportación en Aspen HYSYS

Durante la simulación en Aspen HYSYS los modelos determinan una gran cantidad de valores numéricos para los parámetros, dichos valores corresponden a todas las propiedades físico-químicas que permiten caracterizar un elemento, un compuesto o una corriente que hace parte de la simulación, esto se evidencia en la figura 3.6.

Aunque contar con toda esta información es útil para llevar a cabo análisis exhaustivos de los procesos, para el caso de estudio y los fines de la simulación, el procesar tanta información es computacionalmente ineficiente además de innecesario, por esta razón, se deben seleccionar dentro del conjunto de información del sistema solamente los datos que son de interés para el control del FWKO. Para esta tarea Aspen HYSYS cuenta con herramientas de importación/exportación de datos que permiten enviar estos a hojas de cálculo de Excel, establecer comunicaciones ActiveX o crear servidores OPC. La forma como se realiza la exportación de los datos es muy importante puesto que de esta depende la velocidad e integridad de los datos que constituyen la base de la estructura de control implementada, por lo anterior, se describirá de forma breve el funcionamiento de cada uno de los tipos de exportación mencionados anteriormente.

3.3.1.1. Importación y exportación a través de Excel

Aspen HYSYS cuenta con un complemento para comunicarse con Excel a través de macros utilizando scripts VBA que permiten, por medio de programación sencilla (basada en una lista de instrucciones proporcionadas por Aspen Technology), crear enlaces entre las hojas de cálculo de Excel y el contenido de un caso de simulación guardado en Aspen HYSYS (denominado *Workbook*), conectando de esta manera variables específicas dentro de la simulación con celdas de una hoja de cálculo en las que se pueden leer y escribir valores, o inclusive, controlar por completo las simulaciones desde la hoja de cálculo. Este complemento hace uso de un conjunto de funciones de macros existente en Aspen HYSYS para acceder a los elementos de la simulación,

3.3. Comunicación entre el modelo de simulación y el control supervisor

Material Streams							
	Compositions	Energy Streams	Unit Ops				
Name	Alimento	GAS	Liquido	Acuosa	Acuosa-1	GAS-1	Liquido-1
Vapour Fraction	0,1667	1,0000	0,0181	1,0000	1,0000	1,0000	0,0701
Temperature [C]	20,00	52,02	52,02	52,02	50,47	48,38	35,70
Pressure [kPa]	563,6	420,3	420,3	420,3	165,5	165,5	165,5
Molar Flow [kgmole/h]	11,9	60,73	55,99	3,600e-012	3,600e-012	60,73	55,99
Mass Flow [kg/h]	4472	3151	1318	1,868e-010	1,889e-010	3151	1319
Liquid Volume Flow [m3/h]	7,340	5,661	1,593	3,356e-013	3,333e-013	5,661	1,594
Heat Flow [kJ/h]	-2,238e+007	-7,584e+006	-1,474e+007	-4,496e-007	-4,700e-007	-7,584e+006	-1,512e+007
Name	Salida_Alimento	** New **					
Vapour Fraction	0,1877						
Temperature [C]	16,36						
Pressure [kPa]	420,3						

(a) Propiedades básicas mostradas para una corriente de material

3 Phase Separator: FWKO					
Worksheet					
Name	Salida_Alimento	Acuosa	GAS	Liquido	
Conditions	Molecular Weight	39,97	51,88	51,88	23,57
Properties	Molar Density [kgmole/m3]	0,9256	0,1678	0,1678	7,103
Composition	Mass Density [kg/m3]	37,00	8,707	8,707	167,4
PF Specs	Act. Volume Flow [m3/h]	120,8	2,359e-002	361,8	7,883
	Mass Enthalpy [kJ/kg]	-5005	-2407	-2407	-1,117e+004
	Mass Entropy [kJ/kg-C]	2,062	3,195	3,195	2,806
	Heat Capacity [kJ/kgmole-C]	102,6	97,83	97,83	91,68
	Mass Heat Capacity [kJ/kg-C]	2,566	1,886	1,886	3,890
	LHV Molar Basis (Std) [kJ/kgmole]	1,500e+006	3,352e+006	2,352e+006	3,456e+005
	HHV Molar Basis (Std) [kJ/kgmole]	1,634e+006	3,538e+006	2,538e+006	4,082e+005
	HHV Mass Basis (Std) [kJ/kg]	4,087e+004	4,891e+004	4,891e+004	1,732e+004
	CO2 Loading	<empty>	<empty>	<empty>	<empty>
	CO2 Apparent Mole Conc. [kgmole/m3]	<empty>	<empty>	<empty>	<empty>
	CO2 Apparent Wt. Conc. [kgmol/kg]	<empty>	<empty>	<empty>	<empty>
	LHV Mass Basis (Std) [kJ/kg]	3,754e+004	4,534e+004	4,534e+004	1,467e+004
	Phase Fraction [Vol. Basis]	0,2140	1,000	1,000	5,926e-002
	Phase Fraction [Mass Basis]	0,1564	1,000	1,000	3,988e-002
	Phase Fraction [Act. Vol. Basis]	0,9526	1,000	1,000	0,7667
	Mass Exergy [kJ/kg]	39,01	66,63	66,63	266,6
	Partial Pressure of CO2 [kPa]	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Cost Based on Flow [Cost/s]	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Act. Gas Flow [ACT_m3/h]	115,1	2,359e-002	361,8	6,044
	Avg. Liq. Density [kgmole/m3]	15,24	10,73	10,73	35,10
	Specific Heat [kJ/kgmole-C]	102,6	97,83	97,83	91,68
	Std. Gas Flow [STD_m3/h]	2645	9,363e-002	1436	1324

(b) Todas las propiedades determinadas por HYSYS

Figura 3.6: Caracterización de las corrientes de proceso en la simulación

y más específicamente a sus parámetros, invocando estos como si fueran objetos. Este método permite el intercambio de información entre Excel y Aspen HYSYS, lo cual facilita almacenar registros y observar variaciones graduales en el comportamiento del sistema; sin embargo, no permite realizar cálculos complejos y la comunicación no es eficiente, por lo cual no es adecuado para la implementación de una estrategia de control como la que se debe desarrollar

3.3.1.2. Comunicación ActiveX

Aspen HYSYS puede comunicarse a través de lenguaje de macros con aplicaciones de Visual Basic, esta funcionalidad también se puede utilizar para establecer comunicaciones cliente/servidor con diferentes herramientas, de modo que un servidor, en este caso Aspen HYSYS, provee un servicio (el procesamiento y envío de los datos), mientras que un cliente, en este caso una aplicación como MATLAB, puede a través de funciones capturar y/o modificar la información existente en un caso de simulación del servidor Aspen HYSYS. A pesar de que esta comunicación se lleva a cabo de forma similar a la realizada con Excel esta es, en realidad, una forma general de comunicarse, permitiendo conectar Aspen HYSYS con aplicaciones tan diversas como un entorno de programación, una interfaz de comunicación industrial o un programa de ofimática, con una libertad de operación limitada únicamente por las capacidades de cada programador. Debido a las facilidades de este tipo de comunicación algunos desarrolladores han ideado funciones o librerías para simplificar la comunicación entre entornos como MATLAB y Aspen HYSYS, tal es el caso de [87]. Este método de intercambio permite enviar y recibir datos desde y hacia herramientas como la mencionada MATLAB (que se puede utilizar para realizar cálculos complejos en sincronía con la operación de Aspen HYSYS), por lo que se considera la técnica más adecuada para realizar el intercambio de información entre el controlador supervisor jerárquico y el proceso simulado.

3.3.1.3. Comunicación OPC

OPC es un estándar extendido entre los fabricantes para comunicaciones en el campo del control y la supervisión de procesos industriales, está basado en la comunicación Object Linking Embedding (OLE) de Microsoft, ligada a su vez a la tecnología de comunicación ActiveX. Aspen Technology ha desarrollado un módulo para entrenamiento de operarios en el sector industrial denominado Aspen OTS Framework® que a través de comunicación OPC se convierte en un servidor para monitoreo de variables y equipos simulados capaz de conectarse a aplicaciones cliente OPC de diversos fabricantes para transmitir y/o recibir datos. En este caso, se descubrió que es posible conectar a través de comunicación cliente/servidor OPC a Aspen HYSYS con las herramientas de MATLAB, sin embargo, dicha comunicación experimenta fallos al hacer pruebas complejas como enviar señales de identificación o el intercambio de datos a alta velocidad, por lo cual se concluyó que, si bien esta es forma de comunicación es útil en entornos industriales, no es lo suficientemente robusta para los objetivos de esta investigación.

3.3.2. Intercambio de información HYSYS-MATLAB

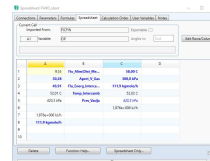
Anteriormente se hizo una breve descripción de las formas que utiliza Aspen HYSYS para importar o exportar datos; y se indicó cual forma de comunicación se implementó en el desarrollo e implementación del controlador supervisor jerárquico que se plantea en este proyecto. A continuación se explicará el procedimiento utilizado para establecer la comunicación entre Aspen HYSYS y MATLAB, para realizar el tratamiento de los datos enviados y recibidos, y para llevar a cabo el control supervisado del proceso.

3.3.2.1. Envío y Recepción de datos en HYSYS

El envío de datos hacia entornos exteriores y la recepción de datos desde los mismos se realiza utilizando un elemento de Aspen HYSYS conocido como *SPREADSHEET*, que se encarga de agrupar en una "hoja de cálculo" dentro de Aspen HYSYS los parámetros o variables que se desea supervisar dentro de la simulación, de esta forma se simplifica la ubicación de estos y su acceso. Este módulo almacena los datos que se supervisarán referenciando directamente el objeto al cual están asociados, permitiendo así leer y modificar sus valores sin importar el elemento de la simulación al cual corresponden; adicionalmente, contiene opciones de configuración que permiten modificar el sistema de unidades utilizado para la supervisión y manipulación de los datos, y la determinación de cuándo se recalculan los datos en el modo dinámico.



(a) Bloque SPREADSHEET



(b) Elementos de la SPREADSHEET

Figura 3.7: SPREADSHEET utilizada para el intercambio de datos del FWKO entre Aspen HYSYS y MATLAB

En la figura 3.7a se ilustra el módulo que representa a la SPREADSHEET. Dentro de este se encuentra el entorno que permite la comunicación. Este se debe configurar de tal forma que en una interfaz como la que se muestra en la figura 3.7b se encuentren las variables a las que se les hará seguimiento y que se conectaran con MATLAB.

El investigador Olaf Trygve Berglihn desarrolló una librería para simplificar la comunicación ActiveX entre Aspen HYSYS y MATLAB utilizando el lenguaje de macros diseñado para la herramienta de Aspen [87]. Esta librería cuenta con funciones que establecen la conexión y permiten el intercambio de datos entre la SPREADSHEET y el espacio de trabajo (*workspace*) de MATLAB. En el anexo A.1.1 se muestra un ejemplo del uso de cada función de la librería.

Para el caso que atañe a este proyecto las variables cuyos datos serán compartidos por Aspen HYSYS y MATLAB son las que se muestran en la tabla 3.3.

Variable	ID	Celda en spreadsheet
Flujo_Alimento	FICFIN.PV	A8
Flujo_Energía	TICTEM.OP	A3
Flujo_Gas	PICGAS.OP	A2
Temperatura_Interna	Phase Temperature	C4
Presion_Interna	Vessel Pressure	C5

Tabla 3.3: Variables compartidas entre Aspen HYSYS y MATLAB

Con base en estos datos cada capa de la estructura de control jerárquico tiene un objetivo, y para cumplirlo manipula de forma específica la información proveniente de la SPREADSHEET. A continuación, se describirá el uso que cada capa del controlador hace de la información proveniente de Aspen HYSYS.

Control directo MPC

El control directo MPC es la capa de la estructura jerárquica encargada de la interacción directa con el proceso, esta capa toma como referencias las salidas de las capas de optimización de estado estacionario superiores y se encarga de hacer el seguimiento óptimo de las mismas. En esta capa se implementó un controlador MPC dirigido desde Simulink que a partir de un modelo del proceso y de los valores de respuesta de la planta (temperatura y presión en cada instante de muestreo, obtenidos desde Aspen HYSYS a través de la función mostrada en el anexo A.1.3.2 e interpretados en MATLAB) es capaz de determinar cómo deben aplicarse los esfuerzos de control para minimizar el error (la diferencia entre los valores de referencia y los valores actuales del sistema). El proceso matemático de la determinación de las consignas óptimas y el establecimiento de las trayectorias óptimas se realiza desde MATLAB y Simulink, empleando para ello funciones de MATLAB (*MATLAB Fcn*) y funciones de Simulink (*S-Functions*), una vez que se ha determinado la trayectoria que deben seguir los esfuerzos de control del MPC para lograr el seguimiento adecuado de las consignas, esta trayectoria es seguida en tiempo real por las variables que representan el esfuerzo de control en HYSYS, para esto, desde Simulink se hace el envío de la información a Aspen HYSYS a través de la función mostrada en el anexo A.1.3.1. Es importante tener en cuenta que el intercambio de datos numéricos entre Aspen HYSYS y MATLAB se hace en unidades del sistema internacional (SI), por consiguiente, es necesario utilizar factores de conversión para que las unidades se interpreten de forma correcta, de lo contrario, parámetros que se representan en Aspen HYSYS en términos de minutos u horas podrían estar recibiendo valores calculados en MATLAB en términos de segundos, lo cual ocasionaría que los esfuerzos de control no sean adecuados. Para las actividades de control relacionadas con el control directo MPC y el intercambio de información entre Aspen HYSYS y MATLAB el esquema utilizado en Simulink es el mostrado en la figura 3.8

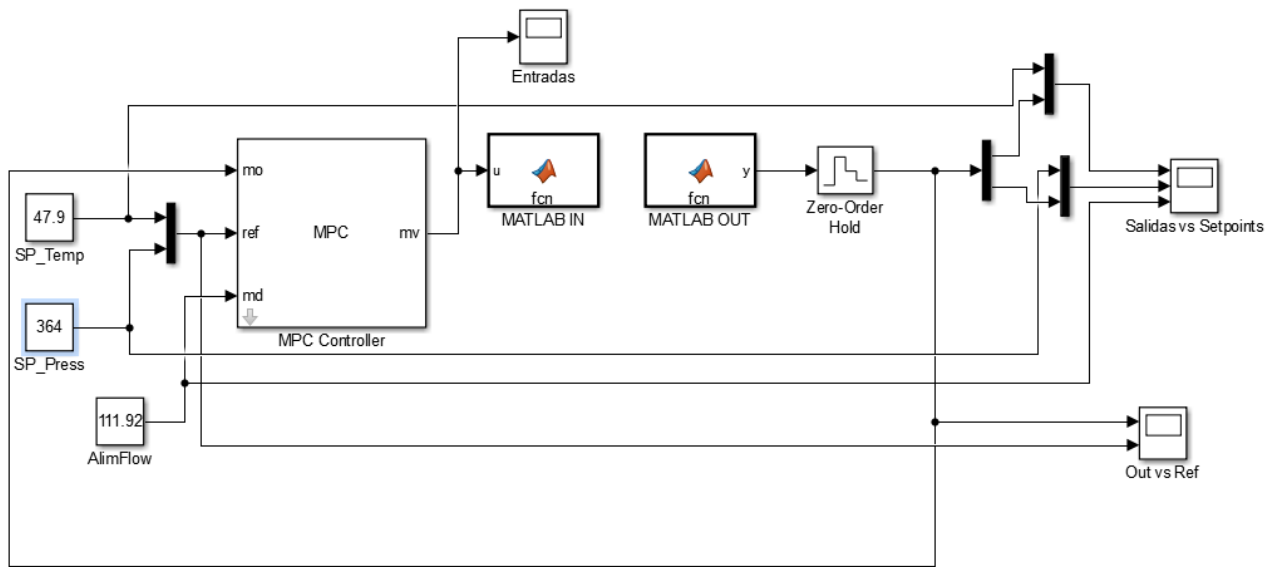


Figura 3.8: Esquema de conexión HYSYS-MATLAB a través de Simulink para una estrategia de control MPC. Los bloques MATLAB IN y MATLAB OUT corresponden a funciones que afectan las variables manipuladas en HYSYS, y que registran, via ActiveX, las variables controladas en HYSYS, respectivamente.

Capa de Optimización LSSO

Mientras que la capa de control directo MPC se encarga de enviar y recibir datos desde y hacia Aspen HYSYS en cada periodo de muestreo, la capa de optimización (que opera en MATLAB-Simulink) recibe información del disturbio y el valor actual de las salidas (temperatura y presión), evalúa dichos datos en un modelo de estado estacionario del proceso cada n muestras o periodos de muestreo, y determina las consignas que minimizan el consumo de energía manteniendo al FWKO dentro de sus rangos operativos. Una vez que desde Simulink se han encontrado las consignas deseadas según el criterio de optimización, estas son enviadas al MPC a fin de que este determine los esfuerzos de control necesarios para el seguimiento de las mismas y envíe estos esfuerzos a Aspen HYSYS. Las funciones de dicha capa se realizan a través de un bloque de función de simulink denominado S-Function que almacena el modelo de estado estacionario de la planta y realiza sobre dicho modelo las predicciones y los cálculos necesarios para determinar las consignas óptimas, en el anexo A.1.2 se muestra el código de la S-Function *FWKOmodel* donde se realizan todas las actividades correspondientes al control óptimo de la planta simulada.

En la figura 3.9 se muestra el esquema completo de Simulink utilizado para el intercambio de datos e información entre Aspen HYSYS y MATLAB (más específicamente Simulink), vale la pena resaltar que el control de los lazos de nivel (nivel de agua-petroleo y nivel de petroleo) se realiza de forma directa utilizando controladores PID locales, por consiguiente, estos lazos no hacen parte de la estructura de control jerárquico (no se controlan desde el MPC, ni se fijan consignas óptimas en línea para

ellos).

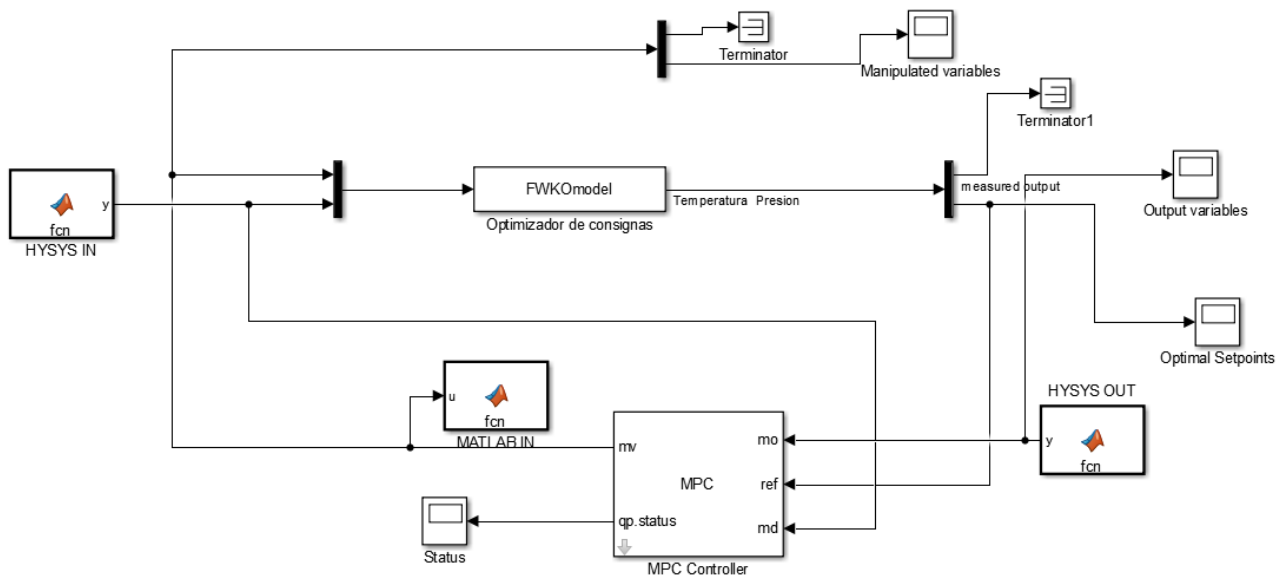


Figura 3.9: Esquema de conexión HYSYS-MATLAB a través de Simulink para una estrategia de control multicapa (con control MPC y optimización LSSO). El bloque FWKO model corresponde a una s-function donde se implementa la capa LSSO para el cálculo de consignas óptimas para los lazos de temperatura y presión del sistema.

Una vez confirmado de manera experimental que la comunicación ActiveX cliente/servidor y los componentes mencionados anteriormente parecen ser suficientes para establecer una simulación de control supervisor para fijación de consignas óptimas en línea que funcione correctamente, se pasa a evaluar cuál puede ser la influencia de usar un modelo lineal como medio para predecir las consignas óptimas de régimen permanente.

Para identificar esta situación, se realizó un experimento consistente en hacer variaciones, dentro del rango de valores permitidos, a las aperturas de válvulas que regulan las variables controladas de Temperatura y Presión en cada caso. Se registran los valores de régimen permanente de Temperatura, Presión y consumo energético para cada combinación obtenidos en Hysys (modelo no lineal). Para los mismos valores de entradas, se calculan los valores de las variables controladas de régimen permanente predichas por el modelo lineal identificado. En las figuras 3.10a, 3.10b y 3.10c se observa que el modelo identificado solo representa una franja de todo el dominio de los valores de respuesta del FWKO ante diferentes cantidades del flujo de alimentación (los resultados del modelo lineal se observan como planos tangentes a la superficie obtenida con el modelo no lineal). El experimento se repite para tres valores del flujo de alimento, el cual se ha descrito como un disturbio de interés frecuente en la literatura. Se concluye que debido a las no-linealidades del FWKO, los modelos lineales obtenidos a través de métodos de identificación fuera de línea no describen de forma adecuada el comportamiento del sistema ante variaciones del disturbio (el flujo molar

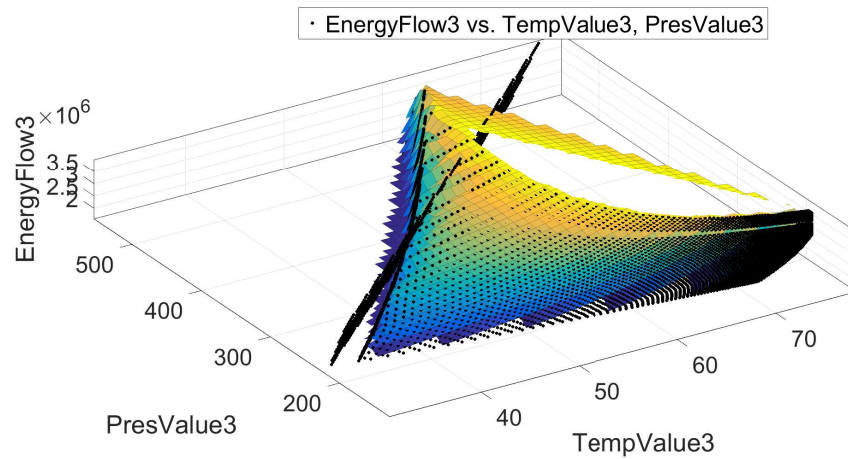
de la corriente *Alimento*).

Considerando que el modelo identificado es la base para el diseño del controlador MPC y de la capa de optimización, existe la posibilidad de que para algunos valores de la corriente *Alimento* las consignas definidas por los algoritmos de optimización en realidad sean consignas subóptimas y en este caso las trayectorias seguidas por el controlador no serían las mejores posibles.

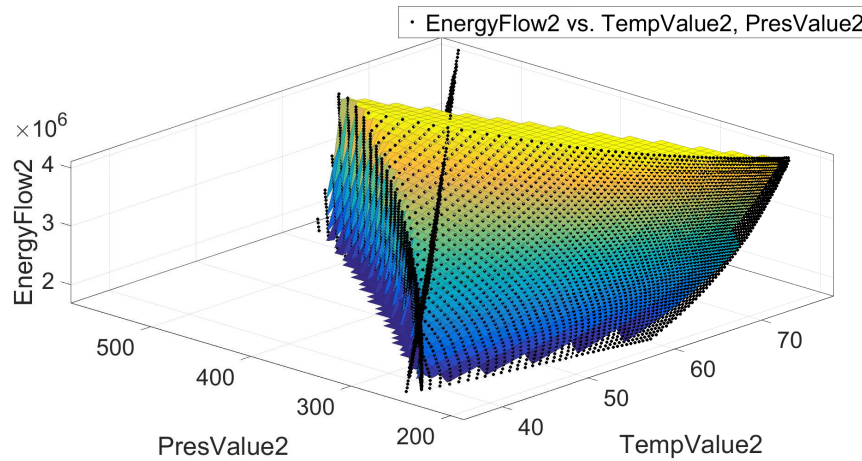
Lo anterior justifica el estudio a realizar en este trabajo de grado ya que se demuestra la necesidad de emplear modelos que respondan ante las variaciones del disturbio, para lo cual la solución propuesta consiste en utilizar como base para el diseño del controlador y del optimizador, modelos lineales obtenidos a través de identificación recursiva en línea.

Motivado por lo anteriormente expuesto, este proyecto de investigación tiene como objetivo principal evaluar el desempeño de una estrategia de control supervisor para la fijación de consignas óptimas en línea a partir de una identificación en línea del proceso.

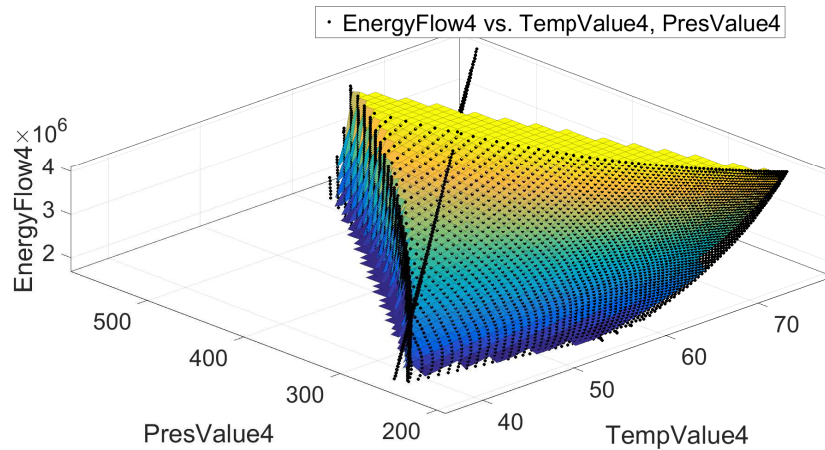
A través de esta investigación se desea verificar si el uso de modelos identificados en línea favorece el desempeño de la estructura de control supervisor diseñada, para lo cual el siguiente capítulo describirá el proceso de identificación en línea realizado para la construcción del controlador y el optimizador con lo cual se busca brindar al lector una mayor comprensión de los objetivos de las capacidades del algoritmo de identificación recursiva implementado y las características que este adiciona a la implementación realizada.



(a) Comparación de las respuestas de HYSYS y del modelo identificado para *Alimento* = 50 kgmol/h



(b) Comparación de las respuestas de HYSYS y del modelo identificado para *Alimento* = 112 kgmol/h



(c) Comparación de las respuestas de HYSYS y del modelo identificado para *Alimento* = 120 kgmol/h

Figura 3.10: Comparación de la respuesta del modelo del FWKO identificado fuera de línea con las respuestas totales del sistema ante diferentes valores de disturbio

Capítulo 4

El proceso de identificación en línea y la actualización de los modelos

En este capítulo se expone el diseño o construcción del algoritmo de identificación en línea, el cual permite obtener un modelo dinámico del proceso con el propósito de implementar su aplicación para el caso de estudio. En la sección 4.1 se establecen algunas recomendaciones sobre cómo debe ser el procedimiento de identificación para el desarrollo del algoritmo de identificación, la sección 4.2 describe las principales razones por las cuales es preciso realizar identificación en línea y por último la sección 4.3 muestra el algoritmo aplicado para llevar a cabo el proceso de identificación en línea.

4.1. Procedimiento de identificación

El proceso de identificación de sistemas se basa en tres principios básicos que permiten describir el comportamiento dinámico de un sistema (selección de un algoritmo de identificación, implementación y prueba, y validación o evaluación) [88], mediante un modelo matemático el cual típicamente es usado con el fin de implementar una ley de control encargada de llevar el sistema a sus puntos de operación estables. Cada principio es explicado a continuación,

- **Selección de un algoritmo de identificación:** existen diversos tipos de algoritmos los cuales posibilitan realizar el procedimiento de identificación teniendo en cuenta la relación presente entre las entradas y salidas, y las entradas no manipulables y salidas del proceso. Algoritmos de identificación de sistemas fuera de línea y en línea han sido desarrollados para verificar el rendimiento del proceso al ejecutar la ley de control propuesta.
- **Implementación y prueba:** consiste en realizar el algoritmo precisando aspectos como número de entradas y salidas con el objetivo de representar de la mejor manera la correlación entre ellas, logrando de este modo estimar los parámetros que mejor se ajustan al modelo del sistema identificado.

- **Validación o evaluación:** en esta etapa lo fundamental es conseguir la respuesta deseada, es decir, obtener prácticamente una réplica de la reacción del sistema original con respecto al modelo del sistema identificado.

4.2. Justificación del proceso de identificación

De acuerdo a la literatura sobre identificación, se evidencia que el hecho de identificar en línea un sistema dinámico provee ciertas ventajas con respecto a procesos en donde la identificación se realiza fuera de línea. A continuación, se muestran las características observadas:

- Deterioro en los equipos de la planta: esto se debe a que durante el transcurso del tiempo de funcionamiento de la planta los parámetros de la misma pueden variar y esto conduce a un decremento en el rendimiento de operación del controlador el cual no podría ofrecer un buen seguimiento de referencia, y además de esto producir consumos de energía mucho más altos comparados con aquellos en los cuales el sistema se inició [31].
- Cambios en el punto de operación: la idea general es notar algún cambio en los puntos de operación del sistema, ya sea en la ejecución normal del sistema de control o por cambios necesariamente estrictos que conlleva el proceso. En estas situaciones es donde se plantea utilizar un algoritmo de identificación en línea para cubrir dicha dinámica y que el controlador no haga un gran esfuerzo [89].
- Diseño del controlador: esto se realiza generalmente fuera de línea hallando las constantes necesarias para el controlador, pero con identificación en línea se puede tener la capacidad de auto sintonizar estas constantes con la actualización del modelo de la planta [76, 90].

Todas estas características permiten mejorar la ejecución del controlador del sistema teniendo en cuenta el incremento en el desempeño del sistema de control debido a la actualización del modelo.

4.3. Construcción del algoritmo de identificación

Para la construcción del algoritmo de identificación se siguen los pasos anteriormente mencionados en la sección 4.1 para llevar a cabo la obtención del modelo dinámico de la planta. Inicialmente se describe o se selecciona el algoritmo de identificación; para el caso se escoge un algoritmo basado en mínimos cuadrados.

4.3.1. Mínimos cuadrados

Mínimos cuadrados es un método que se puede implementar en línea y fuera de línea. La diferencia entre usar una de las dos maneras anteriormente mencionadas está en que la identificación en línea mediante mínimos cuadrados emplea recursivamente datos de entradas y salidas antiguas y actuales para la estimación de los parámetros del modelo del sistema lo que teóricamente implica una mejor estimación de los parámetros [88].

4.3.1.1. Mínimos cuadrados recursivos

El método de mínimos cuadrados recursivos es uno de los más utilizados para sistemas de identificación en los que se incluyen diversas variaciones en algunas funciones que permiten mejorar el desempeño del algoritmo con la finalidad de obtener un modelo del sistema con un ajuste aceptable para llevar a cabo el control deseado. Popularmente estas modificaciones se hacen para cumplir distintos objetivos de optimización o mejora para el sistema de control, los cuales brindan la posibilidad de incrementar el rendimiento imponiendo condiciones o restricciones para el buen funcionamiento de la planta [91].

La teoría básica de un algoritmo de identificación basado en mínimos cuadrados recursivos presenta la siguiente secuencia:

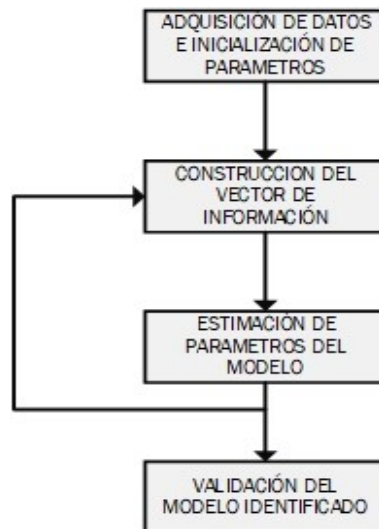


Figura 4.1: Secuencia algoritmo de identificación de sistemas basado en mínimos cuadrados recursivos.

- Adquisición de datos e inicialización de parámetros:** en esta etapa se realiza la obtención de los datos de entrada / salida necesarios, consecuentemente, se inicializan los parámetros del algoritmo con el fin de tener valores base de los cuales el algoritmo hace uso para iniciar con la siguiente etapa.

- **Construcción del vector de información:** en esta fase es construido el vector de información que contiene los valores de los datos de entrada / salida con el propósito de iniciar la estimación de los parámetros del modelo, pero también indicando el resultado del error de predicción que puede llegar a ser un buen indicador de ajuste del modelo.
- **Estimación de parámetros del modelo:** en esta parte del algoritmo se generan los parámetros del modelo del sistema que logran representar la dinámica de la planta. Dichos parámetros se actualizan con cada iteración encontrando así la mejor aproximación a la respuesta del sistema.
- **Validación del modelo identificado:** con el modelo obtenido se verifica si es representativo o no de la planta identificada excitando al sistema con valores diferentes en las entradas con respecto a las que se utilizaron para obtener el modelo del sistema, de allí extraer la conclusión sobre el buen ajuste del modelo [92, 93].

A continuación, se muestran las ecuaciones de las cuales se hace uso para la implementación del algoritmo (la estructura propuesta para el modelo identificado se define como función de transferencia en tiempo discreto).

En el caso SISO se tiene la estructura del modelo,

$$G(z) = \frac{b_1 z^{n-1} + b_2 z^{n-2} + \dots + b_n}{z^n + a_1 z^{n-1} + \dots + a_n} \quad (4.1)$$

Se define el vector de información y el vector de parámetros:

$$\phi = [u(k-1), \dots, u(k-num), y(k-1), \dots, y(k-den)]^T \quad (4.2)$$

$$\theta = [b_1, \dots, b_{num}, a_1, \dots, a_{den}]^T \quad (4.3)$$

Donde, *num* y *den* indican el orden del numerador y denominador, respectivamente, de la función de transferencia.

Luego, se halla la salida predicha:

$$\hat{y}(k) = \theta^T(k-1)\phi \quad (4.4)$$

Para posteriormente evaluar o calcular el error de predicción:

$$e(\hat{k}) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (4.5)$$

Después, se obtiene la matriz de ganancia:

$$L(k) = \frac{P(k-1)\phi}{1 + \phi^T P(k-1)\phi}; \quad (4.6)$$

Inmediatamente se actualiza el vector de parámetros:

$$\theta = \theta(k - 1) + L(k)\hat{e}(k) \quad (4.7)$$

Consecuentemente, se calcula la matriz de covarianza:

$$P(k) = (Id - L(k)\phi^T)P(k - 1); \quad (4.8)$$

Donde, Id es la matriz identidad.

Si se obtienen las funciones de transferencia para cada combinación de entrada salida, se logra definir el modelo en el caso MIMO.

$$G = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{21} & G_{31} \\ G_{12} & G_{22} & G_{32} \end{bmatrix}$$

Donde, el primer subíndice indica la entrada y el segundo la salida.

El algoritmo presentado se implementa en línea con el objetivo de obtener un modelo del sistema cada número determinado de instantes de muestreo. La prueba inicial se efectuó con datos obtenidos durante un experimento en el cual se identificó un modelo base (mediante el toolbox de identificación de Matlab), utilizado para la sintonización del controlador MPC, puesto que fue el modelo con el que se obtuvo la mejor respuesta del sistema durante el proceso de sintonización. A continuación, se muestra la comparación entre las respuestas del modelo base obtenido con el toolbox de identificación de Matlab y el modelo obtenido con el algoritmo de identificación aplicado.

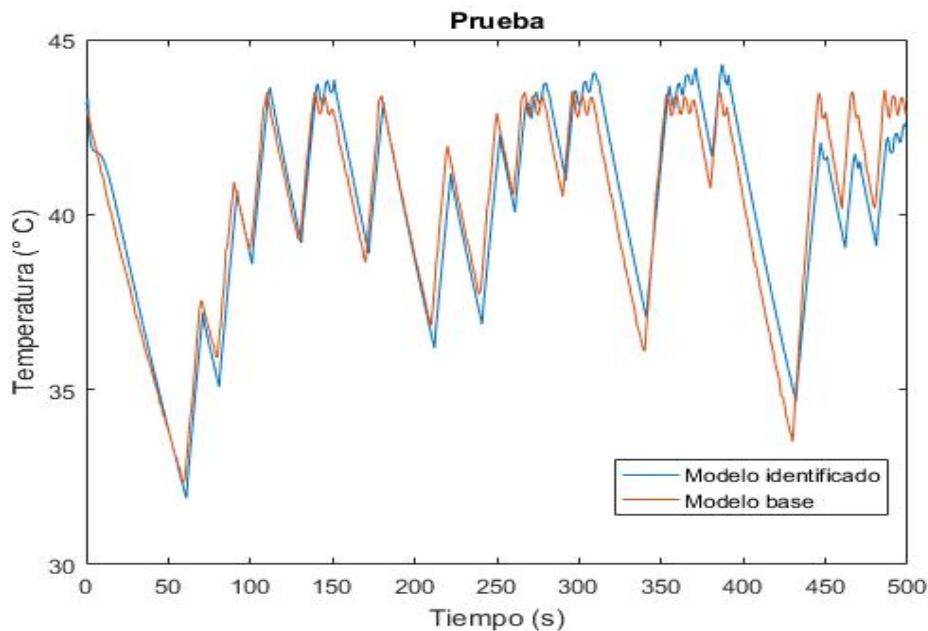


Figura 4.2: Comparación de respuesta modelo base e identificado (Temperatura).

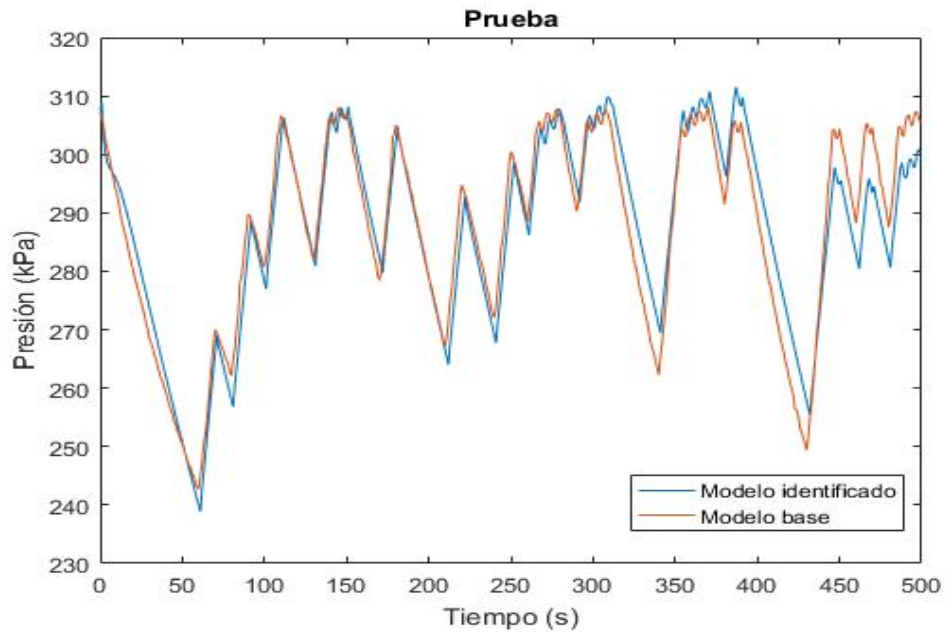


Figura 4.3: Comparación de respuesta entre modelo base e identificado (Presión).

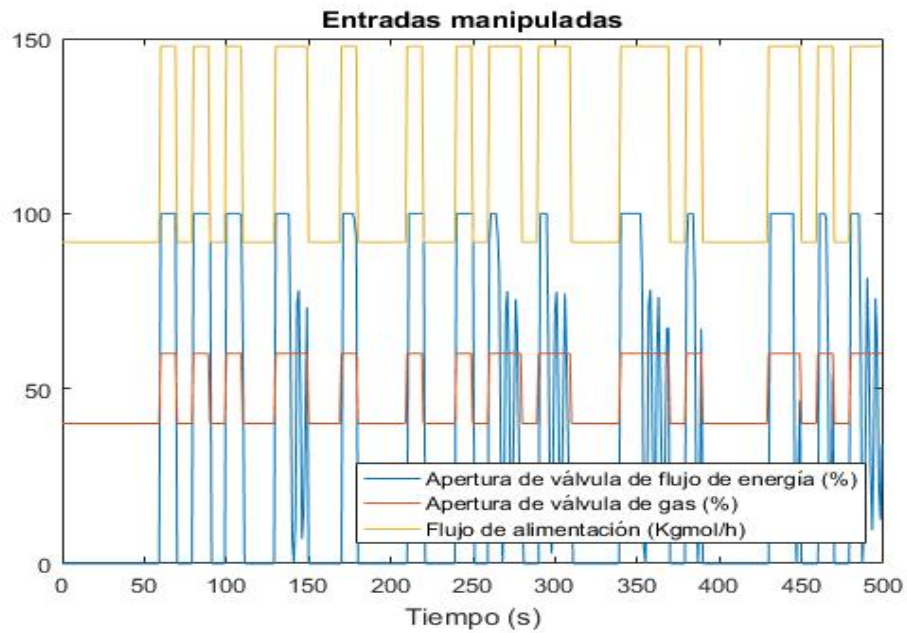


Figura 4.4: Entradas manipuladas.

Al comparar el comportamiento de ambos modelos (modelo identificado y modelo base), se puede observar que la dinámica representada por el modelo identificado se asemeja en una gran proporción a la del modelo base teniendo en cuenta que el experimento de identificación se realizó con los mismos valores en las entradas manipuladas.

4.3. Construcción del algoritmo de identificación

En la etapa de validación se realizaron dos pruebas con diferentes valores de disturbio (Flujo de alimentación) para observar el comportamiento del modelo identificado comparado con el comportamiento de la planta en el entorno de Hysys. Para la primera prueba de validación se hizo un incremento del 10 % hasta el 70 % del valor nominal en la variable de disturbio (Flujo de alimentación), cada 50 segundos aproximadamente con una duración total de simulación de 400 segundos y en la segunda prueba se realizó un decremento desde 10 % hasta el 70 % por debajo del valor nominal de la variable de disturbio (Flujo de alimentación), conservando el tiempo en el que se lleva a cabo el cambio y el tiempo de simulación.

En las siguientes figuras se muestra el efecto que causan los cambios del valor de la variable de disturbio (Flujo de alimentación), en las variables controladas (temperatura y presión), esto con el fin de verificar que el algoritmo de identificación mantiene un funcionamiento aceptable ante variaciones en el disturbio (Flujo de alimentación). Como se logra observar en las figuras 4.7a y 4.7b el comportamiento de ambas variables (temperatura y presión), es prácticamente el mismo que en las figuras 4.6a y 4.6b, solo difieren en que al inicio del experimento se usó el modelo base como modelo inicial (las pruebas de validación se realizaron actualizando el modelo del sistema cada 5 instantes de muestreo).

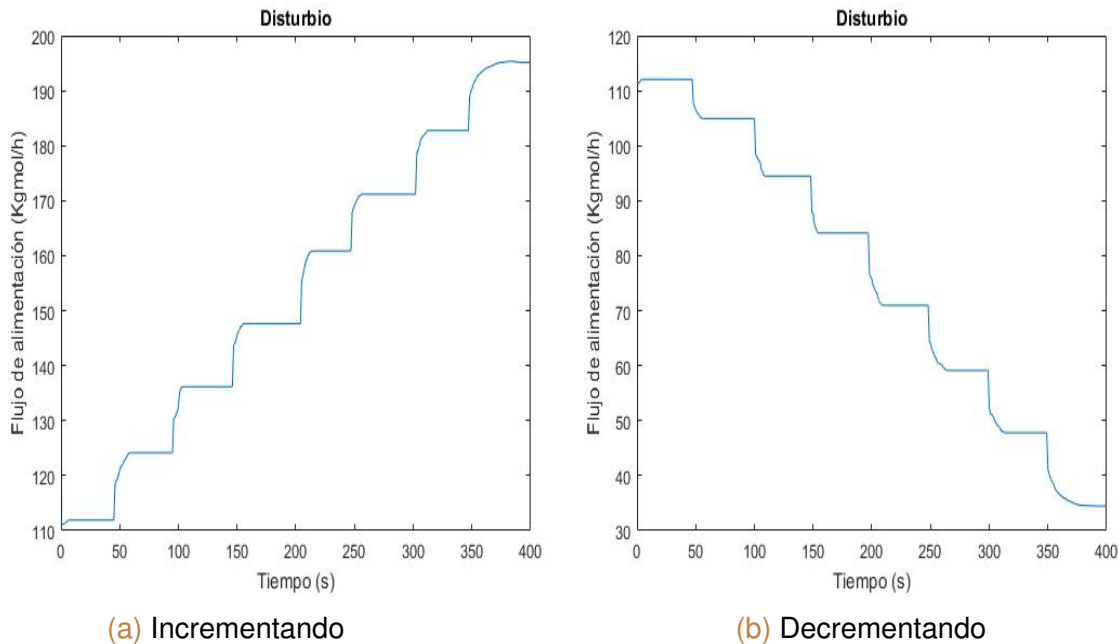


Figura 4.5: Valor del disturbio.

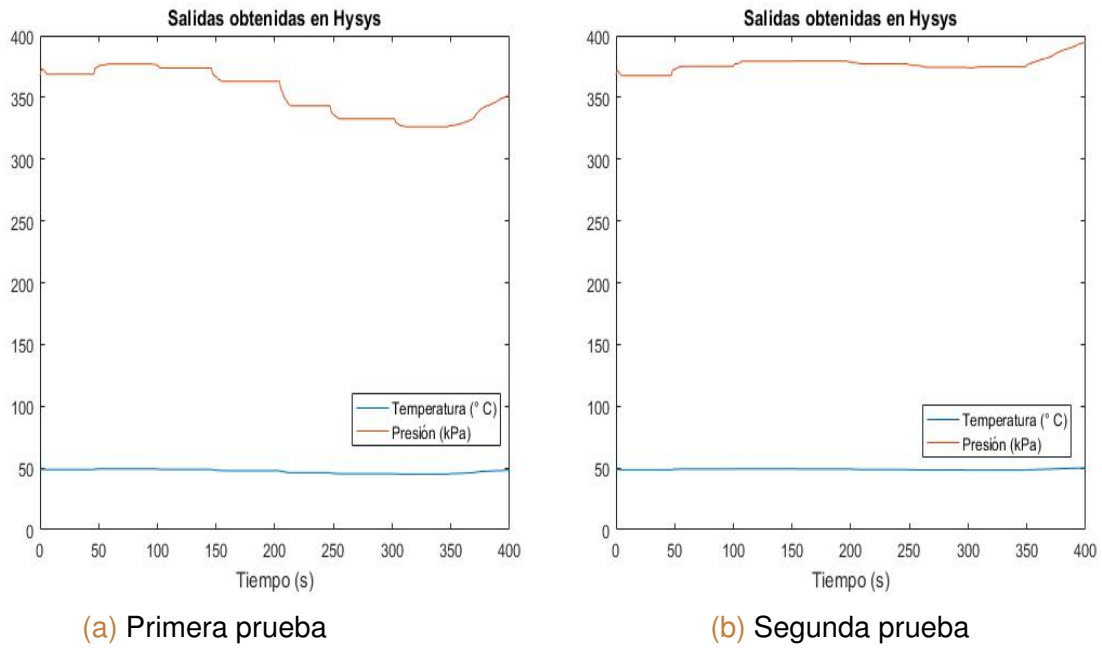


Figura 4.6: Salidas obtenidas en Hysys.

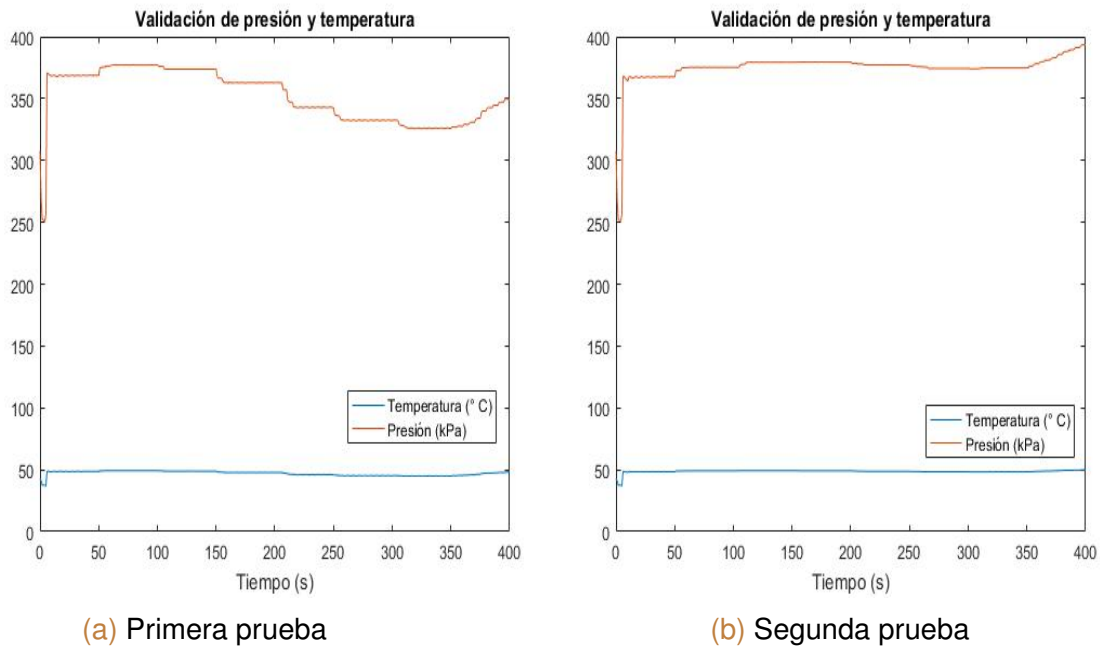


Figura 4.7: Salidas obtenidas con el modelo calculado en línea.

Capítulo 5

Análisis de resultados

Una vez finalizada la fase de experimentación sobre el modelo del separador trifásico *FWKO* construido en la herramienta de simulación Aspen HYSYS es momento de evaluar el desempeño obtenido para dar cumplimiento al objetivo general de este proyecto de investigación; para alcanzar este objetivo se requiere establecer (con base en la literatura y en los conocimientos adquiridos sobre el proceso desarrollado) criterios de evaluación que permitan determinar de forma cuantitativa y cualitativa los beneficios e inconvenientes que se presentan al incluir modelos identificados en línea en las estructuras de control jerárquico para optimización de consignas en línea (beneficios e inconvenientes que finalmente permitirán determinar cuales son las ventajas que el uso de dichos modelos aporta a estas estructuras).

Aunque el comportamiento del *FWKO* en los tres sistemas de control comparados es similar a lo largo del rango de operación, existen valores dentro de los cuales debido a las características del proceso el control se hace más difícil. Esto se aprecia en los límites inferiores y superiores del rango de operación, es decir, para $Alimento = 57.64 \text{ kgmol/h}$ y $Alimento = 172.92 \text{ kgmol/h}$, condiciones en las cuales existe deficiencia o exceso de fluido en el *FWKO* respectivamente, es necesario considerar estas limitantes puesto que en la comparación de los resultados se toman en cuenta estos dos puntos de operación y se observa que en estos la mejor respuesta se obtiene del controlador MPC utilizado como referencia, lo cual podría llevar a pensar en que es innecesario el uso de las estructuras para fijación de consignas, sin considerar que una de las limitaciones del control MPC radica precisamente en que no es capaz de establecer consignas que mejoren el rendimiento del proceso, sino que opera con consignas que son fijadas con base en el criterio del encargado de realizar el control.

En el presente capítulo se evidenciarán los resultados obtenidos a partir de las simulaciones (con aproximadamente 7201 muestras para la evaluación de cada una de las estrategias de control presentadas en las siguientes secciones del capítulo), y también se evaluarán estos resultados con base en diversos criterios que buscan dar solución a la pregunta de investigación planteada al inicio del proyecto.

5.1. Desempeño de la estructura de control diseñada

La estructura de control jerárquico diseñada busca aumentar el rendimiento de la planta (en términos económicos y de operación) por medio de la búsqueda de operaciones eficientes en cada capa, por ello, es necesario considerar y evaluar el desempeño obtenido en cada una de estas, para lo cual en este proyecto de investigación fueron empleados criterios e indicadores tomados de la teoría de control. El desarrollo realizado a partir de dichos criterios se evidencia a continuación:

Indicadores de desempeño basados en la respuesta transitoria: Una forma de determinar el desempeño de un sistema de control consiste en analizar su comportamiento y/o respuestas en el dominio del tiempo. Con este propósito se han establecido parámetros que permiten determinar y/o comparar el comportamiento de los sistemas dinámicos en régimen transitorio y en estado estacionario. Para el análisis temporal de la respuesta del sistema de control implementado en esta investigación se realizó una evaluación de los indicadores que se muestran a continuación:

Tiempo de subida (t_r): Tiempo necesario para que la respuesta pase del 0 % al 100 % de su valor final

Tiempo pico (t_p): Tiempo necesario para que la respuesta del sistema alcance su valor máximo (también conocido como máximo sobreimpulso)

Tiempo de establecimiento (t_s): Tiempo necesario para que la respuesta del sistema alcance y permanezca en una banda alrededor del 2 % de su valor final

Máximo sobreimpulso (M_p): Magnitud del máximo pico de la respuesta del sistema, que ocurre en el tiempo pico t_p y suele medirse en unidades porcentuales a partir del valor final del sistema.

Estos indicadores permiten hacerse una idea de la rapidez con la que opera el sistema de control, además, permiten observar si existen comportamientos a lo largo de la operación del sistema de control (o de la planta) que pudieran afectar a esta mientras evoluciona desde un estado hasta otro (oscilaciones indeseadas, sobreimpulsos grandes, cambios bruscos, retardos, etc.).

Indicadores de desempeño basados en el error y en el comportamiento de las señales de control: Considerando que se desea evaluar el rendimiento del sistema bajo el efecto de restricciones en las variables y cuando el objetivo principal es la optimización del comportamiento de una de sus variables manipuladas (el flujo de energía calorífica) se hace necesario analizar el comportamiento de este a lo largo de toda su operación, para lo cual se sugiere el uso de criterios que permitan cuantificar las desviaciones de las salidas (el error) y los esfuerzos de control. Esto se logra a través de

criterios basados en el uso de integrales definidas que cuantifican dichas desviaciones a lo largo de un periodo de tiempo (o de la longitud de un conjunto de datos). Dentro de estos indicadores se encuentran los criterios de diseño basados en la integral del error (IAE, ISE, ITSE) y los basados en la integral del control (ISU, TVu), que fueron tomados de [94] y serán descritos a continuación:

Integral del Error Cuadrático (ISE): Utilizado en el diseño de controladores para la evaluación y/o supresión de errores grandes (que suelen darse al inicio) ya que penaliza con más agresividad estos. Definido como se muestra en 5.1

$$ISE = \sum_{k=0}^N e(k)^2 \quad (5.1)$$

Integral del Valor Absoluto del Error (IAE): Utilizado en el diseño de controladores para evaluar y/o suprimir errores pequeños. Definido por 5.2

$$IAE = \sum_{k=0}^N |r_k - y_k| \quad (5.2)$$

Integral del Tiempo por el Error Cuadrático (ITSE): Utilizado para evaluar y/o suprimir los errores que persisten durante la operación del sistema. Definido por 5.3

$$ITSE = \sum_{k=0}^N k e(k)^2 \quad (5.3)$$

Integral del Cuadrado de las desviaciones de la señal de control (ISU): Una medida que determina la energía empleada por el controlador con respecto a su valor en estado estacionario según 5.4

$$ISU = \sum_{k=0}^N (u_k - u_{ss})^2 \quad (5.4)$$

Integral de la Variación Total de Control (TVu): Un indicador de la evolución de las señales de control a la salida del controlador (las variaciones entre acciones de control consecutivas) que puede emplearse como un indicador de la suavidad con la cual los elementos finales de control realizan sus movimientos para llevar al sistema desde un punto de operación estable hasta otro. Este indicador se expresa a partir de 5.5:

$$TVU = \sum_{k=1}^N |u_k - u_{k-1}| \quad (5.5)$$

En el caso de estos indicadores su importancia radica en que dan una idea más precisa de la bondad de un controlador específico, en especial, considerando que uno de los problemas básicos del control óptimo es la minimización de las desviaciones (de

los estados con respecto a sus valores deseados) que se evalúa a partir de criterios integrales.

La combinación de los indicadores y/o criterios mencionados anteriormente servirá para determinar si el desempeño obtenido al emplear estructuras jerárquicas con modelos identificados en línea hace más ventajoso utilizar estas en lugar de las estructuras jerárquicas diseñadas a partir de modelos obtenidos fuera de línea. Y los resultados provenientes de la evaluación de dichos indicadores se evidenciarán a continuación.

5.1.1. Desempeño del control directo MPC

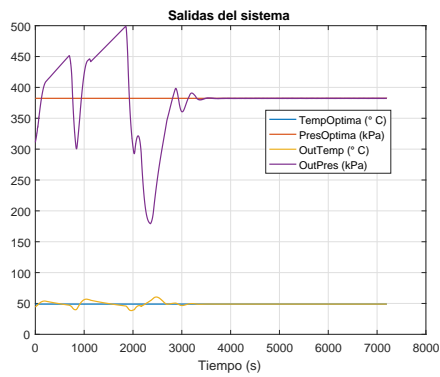
Como se indicó anteriormente, la capa de control directo MPC es la directa responsable del control de los lazos, es decir, esta evalúa las consignas (generadas por la capa de optimización o asignadas por los operarios) y con base en estas determina los esfuerzos de control que serán efectuados sobre los actuadores; adicionalmente, el control directo MPC es responsable de mantener al sistema dentro de las zonas de operación segura, para lo cual debe encargarse de fijar límites en las salidas (temperaturas y presiones) y en las entradas (porcentajes de apertura de las válvulas, razón de cambio de las aperturas).

A continuación se evidencian los resultados obtenidos al probar el comportamiento de la capa MPC (con restricciones) en el seguimiento de consignas. En este caso los experimentos se realizaron sin considerar las capas superiores de la estructura con la finalidad de probar que el controlador MPC cumple sus funciones de manera adecuada. Es necesario mencionar que las consignas utilizadas para el seguimiento del MPC fueron obtenidas a partir de la ejecución independiente de la capa de optimización.

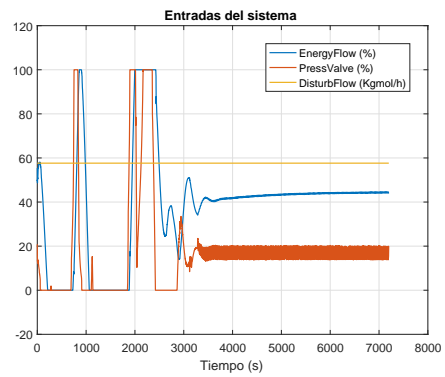
De forma gráfica es posible observar que el controlador MPC es capaz de llevar a la planta desde las condiciones iniciales hasta los valores de consigna seleccionados, y que una vez se han alcanzado estos el error de estado estacionario es considerablemente pequeño. Lo anterior da una idea de la efectividad del control MPC, sin embargo, al observar el comportamiento de las entradas manipuladas es posible apreciar (ver 5.1 y C.1.3.1) que estas (en especial la válvula de presión) presentan oscilaciones grandes y muy rápidas que podrían afectar de forma negativa a los actuadores, dichos comportamientos son más notorios para valores pequeños del flujo de Alimento del FWKO.

Un análisis más detallado (elaborado a partir de la información registrada en el anexo C.1.1.1) muestra que la respuesta del controlador MPC (diseñado para un flujo nominal de 115.28 kgmol/h de alimentación) es capaz de adaptarse a un rango de operación amplio (desde 57.64 kgmol/h hasta 172.94 kgmol/h, correspondiente a 50 % por abajo y por arriba del valor nominal) con un rendimiento adecuado para los propósitos del problema de control. No obstante, el comportamiento oscilatorio que se mencionó anteriormente hace válido cuestionarse acerca de la posibilidad de suavizar las acciones de control a través del uso de herramientas como la estructura de control supervisor

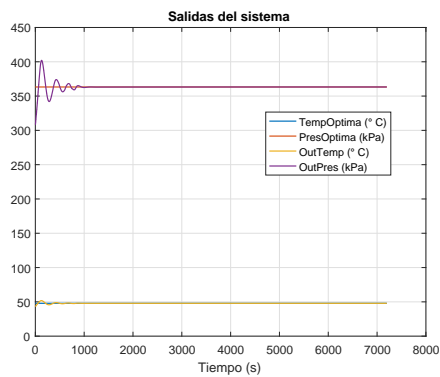
5.1. Desempeño de la estructura de control



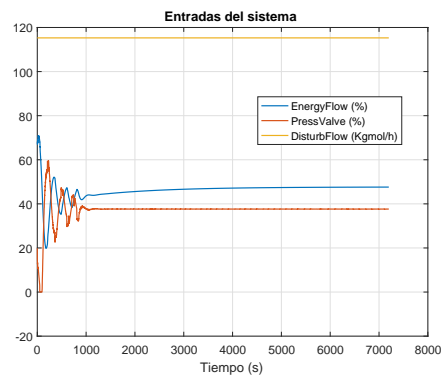
(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 57.64)



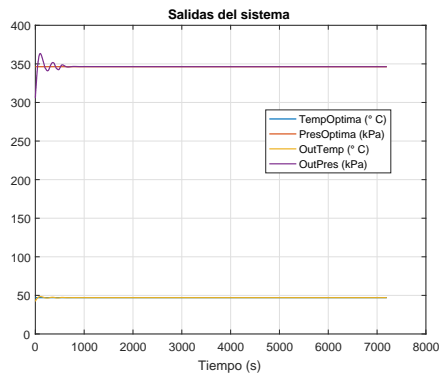
(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 57.64)



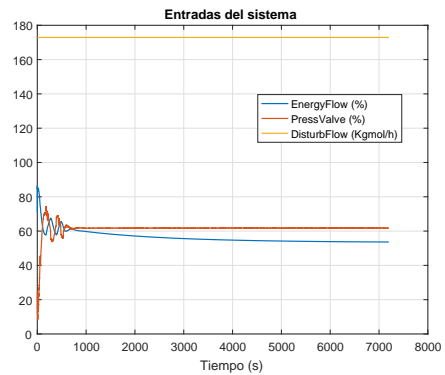
(c) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 115.28)



(d) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 115.28)



(e) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 172.92)



(f) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 172.92)

Figura 5.1: Respuesta del controlador MPC sin la estructura jerárquica para diferentes flujos de *Alimento* con modelo fijo (referente)

para fijación de consignas óptimas en línea que se propone en esta investigación. Por lo anterior, con la finalidad de determinar un punto de partida adecuado para la estimación de la eficiencia del controlador se realizó la evaluación del error y de las señales

de control a partir de criterios integrales, esto se muestra en el anexo C.1.2.1 donde se evalúan las respuestas del sistema para las mismas condiciones en las que se hicieron las pruebas de respuesta transitoria.

En la tabla 5.1 se resume el comportamiento temporal del sistema de control compuesto por el FWKO y el controlador MPC para un valor nominal de flujo de Alimento = 115.28 kgmol/h.

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoints	47.8788842	363.2263905
Tsubida	54 s	65 s
Testab (2 %)	440 s	467 s
Mp(%)	8.25	10.70
Tpico	122 s	129 s
Criterios integrales		
ISE	461.5512283	47847.54866
IAE	955.920364	10010.58756
ITSE	314395.5831	32365966.29
ISU	139822.2111	182529.2865
TVU	152.3558254	365.5077818

Tabla 5.1: Respuesta temporal del controlador MPC independiente para *Alimento* = 115.28 kgmol/h con modelo fijo (referente)

5.1.2. Desempeño de las capas de optimización

La estructura de control implementada con base en el diseño elaborado por [2] contiene una capa de optimización *LSSO* cuya finalidad es evaluar una función de costo que minimiza el consumo de energía (expresado en kJ/h) manteniendo la temperatura del fluido y la presión interna del tanque dentro de los límites de operación aceptables, dicha función considera además el efecto de las variaciones en el flujo de alimentación (estas ocasionan que se requiera más o menos energía para mantener al *FWKO* en condiciones de operación adecuadas, lo cual se logra por medio de la compensación de las variaciones en la presión o la temperatura).

Para su operación la capa *LSSO* diseñada cuenta con un modelo de estado estacionario de la forma $G_{ss} = C \times (I - A)^{-1} \times B$, obtenido con base en las dinámicas del sistema y sobre el cual se ejecuta una función de minimización (*fmincon* de MATLAB®) en la cual se evalúan todas las consignas posibles con la finalidad de encontrar las mejores de acuerdo con las restricciones impuestas al proceso, buscando siempre que esta capa genere consignas que minimicen el consumo de combustible sin que se afecte al proceso de forma negativa.

La evaluación del funcionamiento de esta capa se realizó probando su comportamiento ante diferentes valores de disturbio con el fin de determinar si las consignas calculadas en ella mantienen el consumo de combustible en niveles mínimos, asegurando al mismo tiempo que las salidas se mantengan en todo momento dentro de sus valores permitidos. En estas pruebas se utilizó la estructura de control supervisor jerárquico sin incluir el algoritmo de identificación recursiva, esto con el fin de mostrar el efecto progresivo de pasar desde una estrategia de control MPC independiente a una estrategia en la que se suman un control MPC y un elemento de optimización de consignas. Los resultados obtenidos se muestran a continuación:

5.1.2.1. Evaluación de la respuesta transitoria:

En las tablas del anexo C.1.1.2 se muestran los resultados obtenidos al evaluar el comportamiento del sistema (que se puede observar en las gráficas de 5.2 y del anexo C.1.3.2) evaluando los indicadores de respuesta transitoria en diferentes valores de disturbio (representados por el flujo molar de la corriente *Alimento*).

5.1.2.2. Evaluación del error y las señales de control:

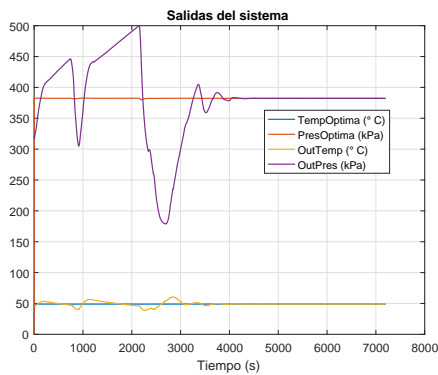
Adicionalmente, en concordancia con lo antes expresado, se realizó el análisis de la respuesta de los sistemas de control desde el enfoque de los criterios de la integral del error y de las señales de control (tomados de [94]), y cuyos resultados se muestran en las tablas del anexo C.1.2.2.

De forma similar al caso del controlador MPC aquí se ilustra, a través de la tabla 5.2, la respuesta temporal del sistema de control cuando este está conformado por el FWKO, una capa de control MPC y una capa de optimización LSSO para un valor nominal de flujo de *Alimento* = 115.28

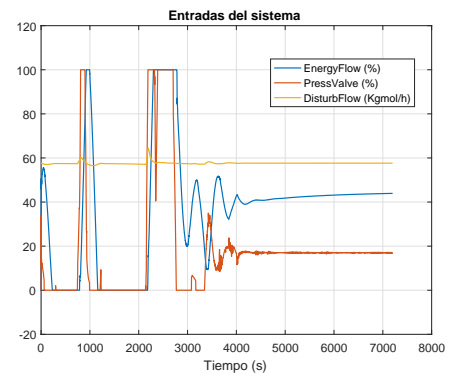
	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoints	47.8788842	363.2263905
Tsubida	55 s	66.5 s
Testab (2%)	342 s	469 s
Mp(%)	7.98	10.54
Tpico	121 s	124 s
Criterios integrales		
ISE	3751.281147	314206.7863
IAE	964.1057949	10183.32417
ITSE	281263.7029	30374039.37
ISU	139356.7234	191494.4896
TVU	228.8013163	527.0320531

Tabla 5.2: Respuesta temporal del controlador MPC dirigido por la estructura de optimización para *Alimento* = 115.28 *kgmol/h* con modelo fijo (referente)

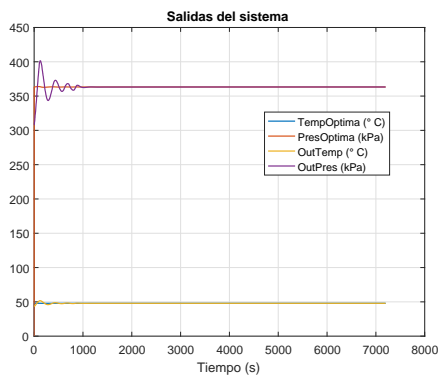
Capítulo 5. Análisis de resultados



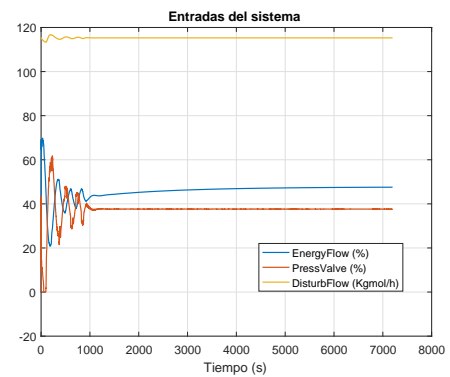
(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 57.64)



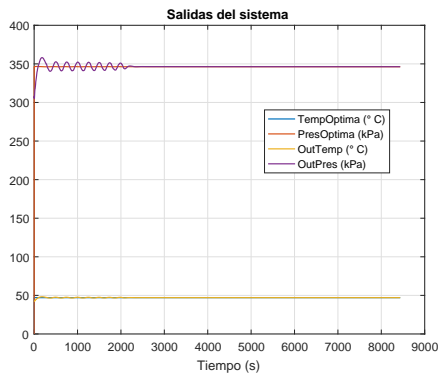
(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 57.64)



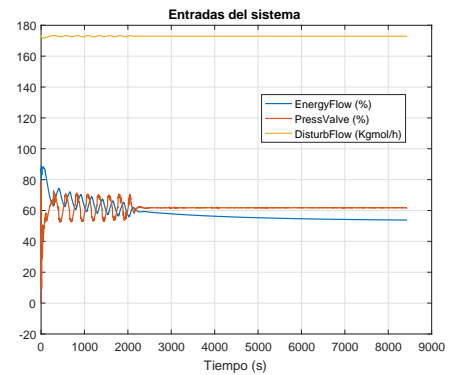
(c) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 115.28)



(d) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 115.28)



(e) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 172.92)



(f) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 172.92)

Figura 5.2: Respuesta del controlador MPC con estructura jerárquica para diferentes flujos de Alimento con modelo fijo (referente)

5.1.3. Desempeño de la estructura jerárquica con la adición del algoritmo de identificación en línea

El desempeño de la estructura de control supervisor para fijación de consignas óptimas fue evaluado anteriormente, de modo que, contando con los resultados del control directo MPC y los del control MPC+LSSO ya se posee información suficiente para realizar una comparación válida del rendimiento de las tres estrategias (el control directo MPC, el control MPC+LSSO y el control MPC+LSSO con modelos identificados en línea), a continuación, se muestran los resultados de la evaluación del desempeño de la estructura de control MPC+LSSO cuando esta incluye modelos identificados en línea. Es importante mencionar que se realizaron pruebas para diferentes periodos de actualización de los modelos con el fin de determinar con cual periodo se obtenían los mejores resultados, al realizar dicha evaluación se concluyó que estos correspondían a aquellas estructuras cuyos modelos se actualizaban cada 10 instantes de muestreo, razón por la cual se decidió evaluar el rendimiento de esta estrategia de control con modelos que se actualizan a esta velocidad.

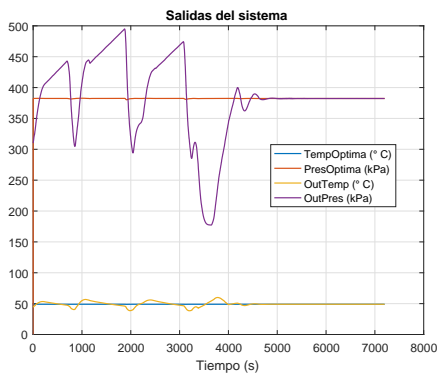
De forma similar a los casos anteriores, la tabla 5.3 ilustra de forma numérica el desempeño obtenido al evaluar la respuesta temporal de la estructura jerárquica conformada por la planta (*FWKO*), el control MPC (operando con modelos identificados cada 10 periodos de muestreo) y el optimizador LSSO.

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoints	47.8788842	363.2263905
Tsubida	50 s	63 s
Testab (2%)	332 s	445 s
Mp(%)	7	9.33
Tpico	117 s	123 s
Criterios integrales		
ISE	3400.869453	274770.3835
IAE	843.8149711	8889.131056
ITSE	230597.8628	24868936.77
ISU	126012.8176	217886.8553
TVU	221,2886397	601.1442207

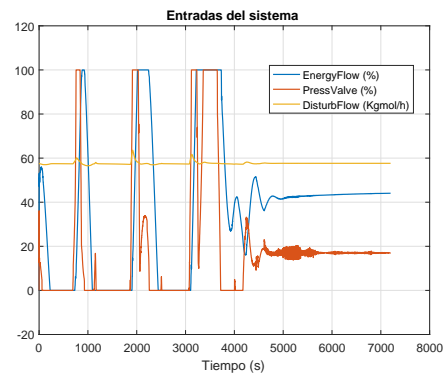
Tabla 5.3: Respuesta temporal del controlador MPC dirigido por la estructura de optimización con actualización en línea de modelos $Alimento = 115.28 \text{ kgmol/h}$

Así mismo, en los anexos C.1.1.3 y C.1.2.3 se muestran respectivamente la evaluación de la respuesta transitoria en el dominio del tiempo y la evaluación de los criterios integrales. Al mismo tiempo, en el anexo C.1.3.3 se muestran las curvas de respuesta del sistema para distintos valores de la corriente Alimento (algunos de los cuales se

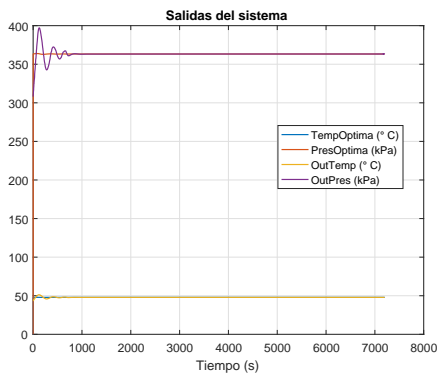
muestran en la figura 5.3)



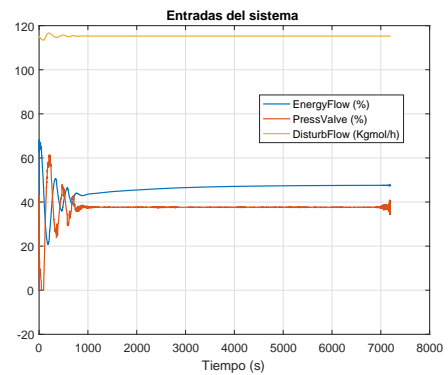
(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 57.64)



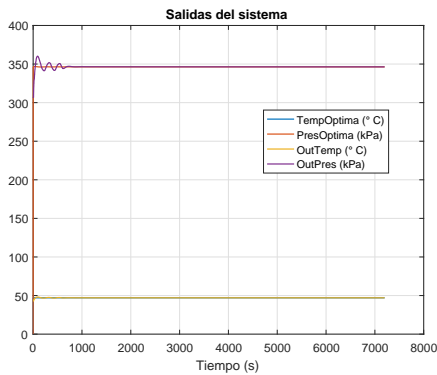
(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 57.64)



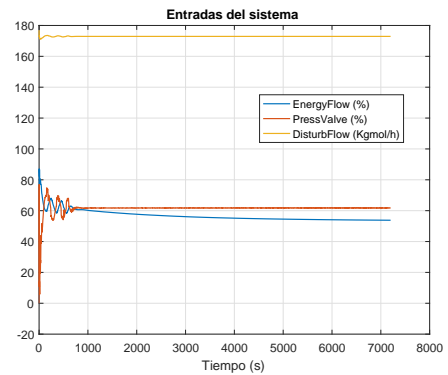
(c) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 115.28)



(d) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 115.28)



(e) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 172.92)



(f) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 172.92)

Figura 5.3: Respuesta del controlador MPC con estructura jerárquica y modelos actualizados mediante identificación en línea para diferentes flujos de Alimento

5.1.4. Desempeño de la estructura jerárquica con la adición del algoritmo de identificación en línea variando el horizonte de predicción (parámetro de sintonización del controlador MPC)

En las secciones anteriores se hizo una descripción del rendimiento que se obtuvo con cada una con cada una de las estrategias evaluadas con distintos valores de disturbio, además calculando los indicadores de desempeño para cada una.

En la literatura observada se evidenció que se obtenían buenos resultados (para el control de procesos), cuando la identificación en línea era usada para la actualización de modelos de la planta que usa el controlador MPC, por tal razón se realizaron experimentos con diferentes valores de disturbio que permitiera demostrar lo mencionado anteriormente, pero teniendo en cuenta que la sintonización del controlador MPC es muy importante para la estructura jerárquica. Así, en las pruebas realizadas se modificó el horizonte de predicción de la sintonización previamente realizada para el modelo fijo que se planteo inicialmente, esto con el objetivo de hacer una comparación entre las repuestas obtenidas mediante los valores de horizonte de predicción escogidos (10 y 50), puesto que este parámetro deja entrever cómo va a ser el comportamiento futuro del sistema.

A continuación, se muestran los valores obtenidos de los indicadores de desempeño propuestos para determinar el rendimiento de la estructura jerárquica de control.

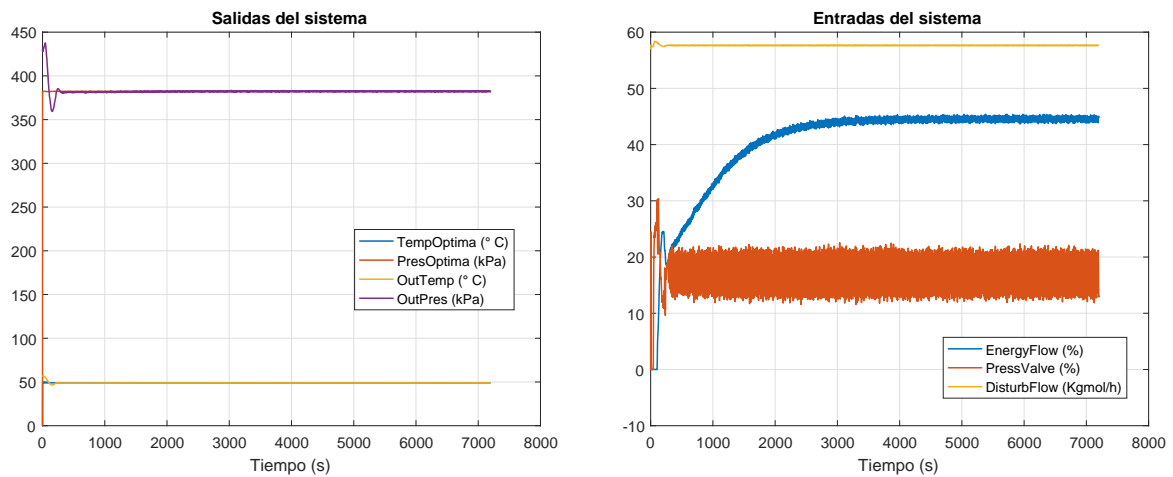
	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoints	47.9	363.24
Tsubida	–	–
Testab (2%)	153.55 s	171.14 s
Mp(%)	7.44	8.91
Tpico	17 s	19 s
Criterios integrales		
ISE	3211.22	200680.48
IAE	552.33	5575.17
ITSE	55886.73	6512760.56
ISU	207355.14	110609.43
TVU	797.32	6087.49

Tabla 5.4: Valores de indicadores de desempeño con horizonte de predicción 10 *Alimento* = 115.28 kgmol/h con modelos actualizados en línea

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoints	47.88	363.27
Tsubida	–	–
Testab (2%)	81.92 s	92.44 s
Mp(%)	3.83	4.77
Tpico	38 s	37 s
Criterios integrales		
ISE	2621.92	157821.00
IAE	422.47	4246.02
ITSE	36831.99	4251543.44
ISU	196471.74	69724.89
TVU	711.13	5857.07

Tabla 5.5: Valores de indicadores de desempeño con horizonte de predicción 50 $Alimento = 115.28 \text{ kgmol/h}$ con modelos actualizados en línea

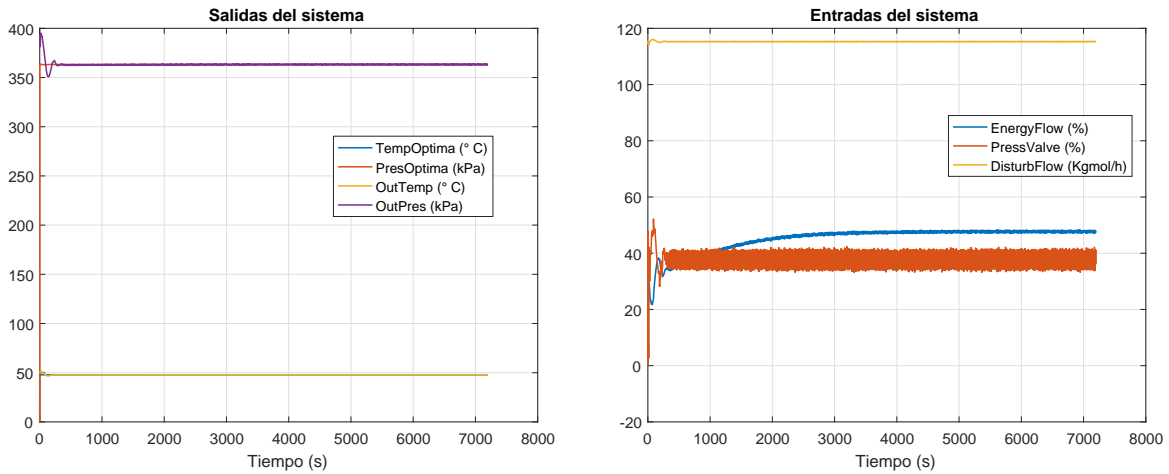
Posteriormente, se exhiben las señales de respuesta tanto de entradas como de salidas del *FWKO* teniendo en cuenta que los valores de horizonte de predicción de la sintonización del controlador MPC son 10 y 50.



(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 57.64 \text{ Kgmol/h}$) (b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 57.64 \text{ kgmol/h}$)

Figura 5.4: Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 10 ($Alimento = 57.64 \text{ Kgmol/h}$)

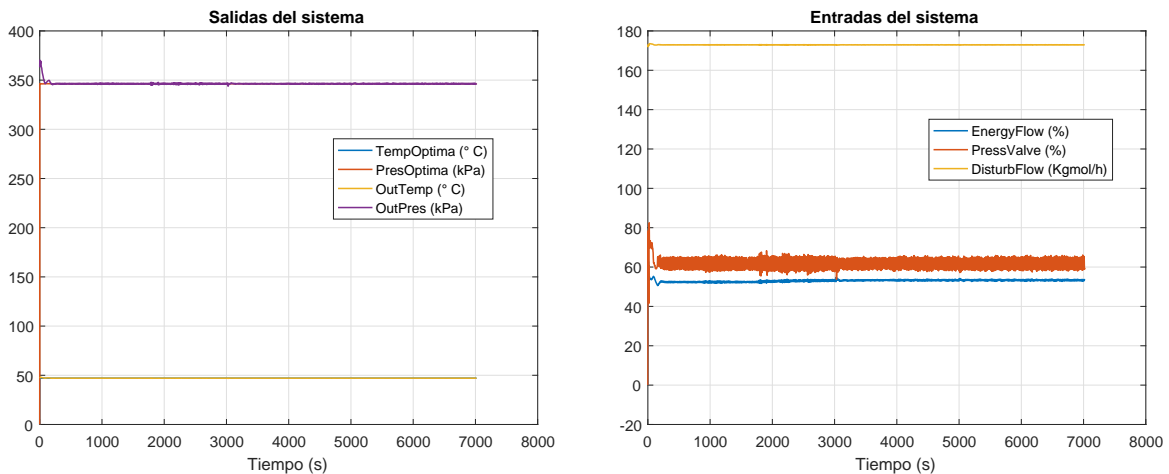
5.1. Desempeño de la estructura de control



(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 115.28 Kg/mol/h$)

(b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 115.28 Kg/mol/h$)

Figura 5.5: Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 10 ($Alimento = 115.28 Kg/mol/h$)

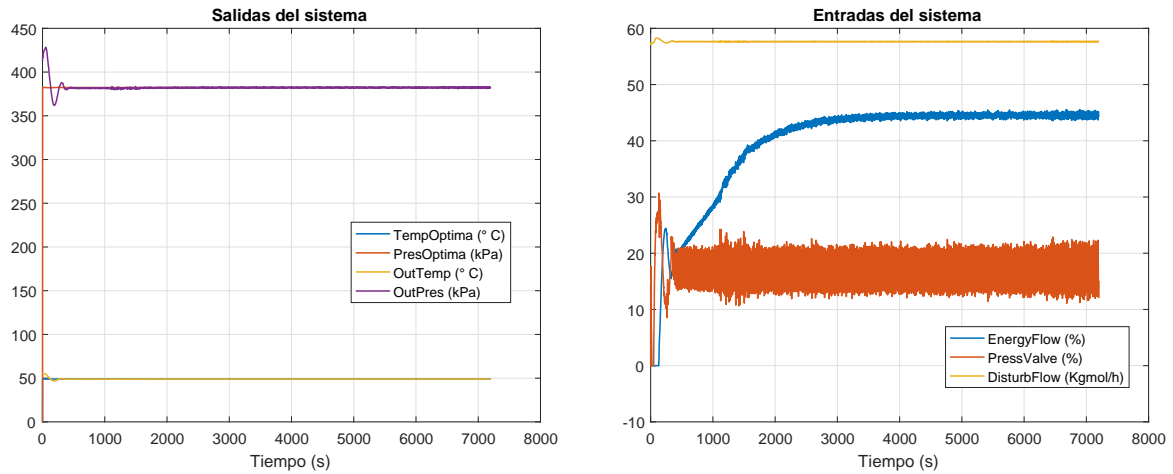


(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 172.92 Kg/mol/h$)

(b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 172.92 Kg/mol/h$)

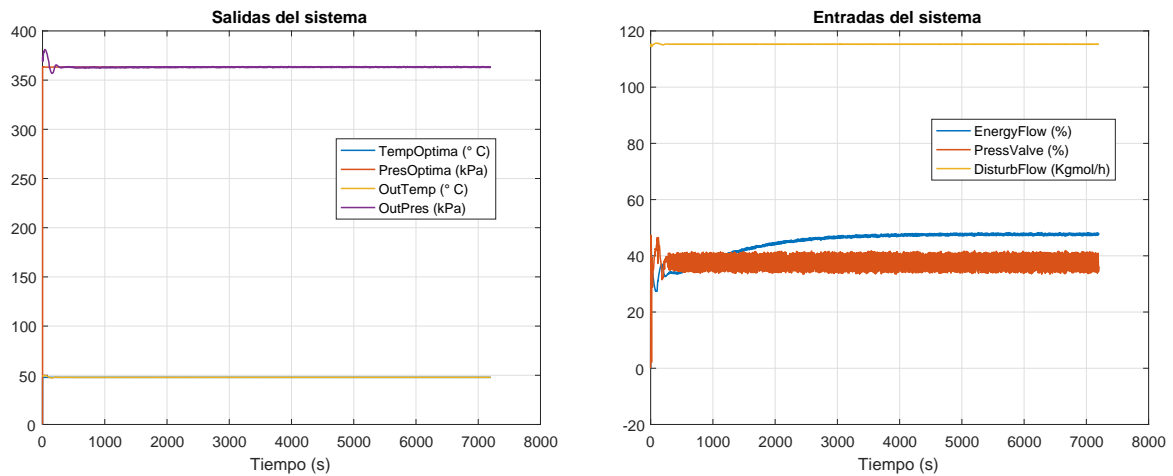
Figura 5.6: Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 10 ($Alimento = 172.92 Kg/mol/h$)

En el anexo C.1.3.4 y C.1.3.5 se encuentran las demás figuras de respuesta del sistema con los valores de *Alimento* con los cuales se realizaron las pruebas.



(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 57.64Kgmol/h) (b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 57.64kgmol/h)

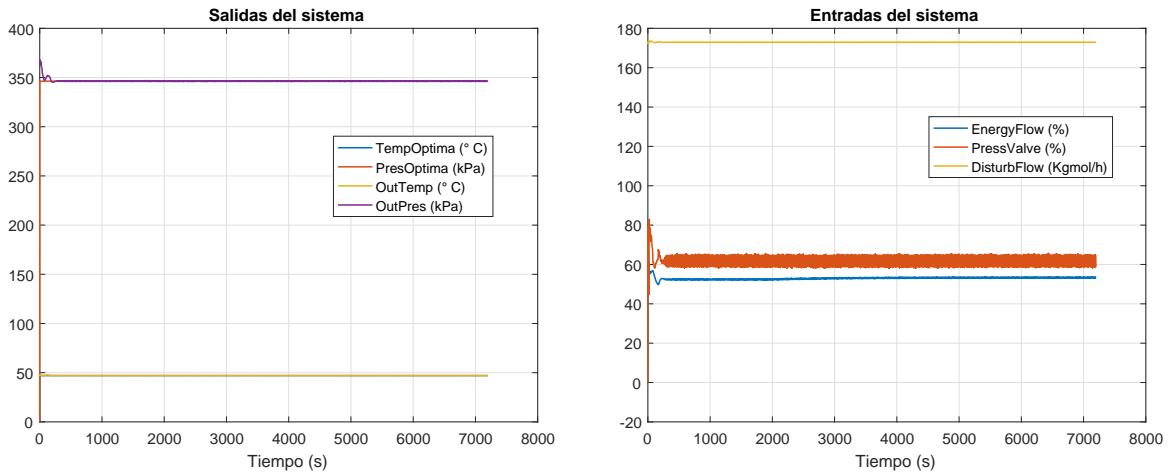
Figura 5.7: Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 50 (*Alimento* = 57.64Kgmol/h)



(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 115.28Kgmol/h) (b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 115.28Kgmol/h)

Figura 5.8: Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 50 (*Alimento* = 115.28Kgmol/h)

5.1. Desempeño de la estructura de control

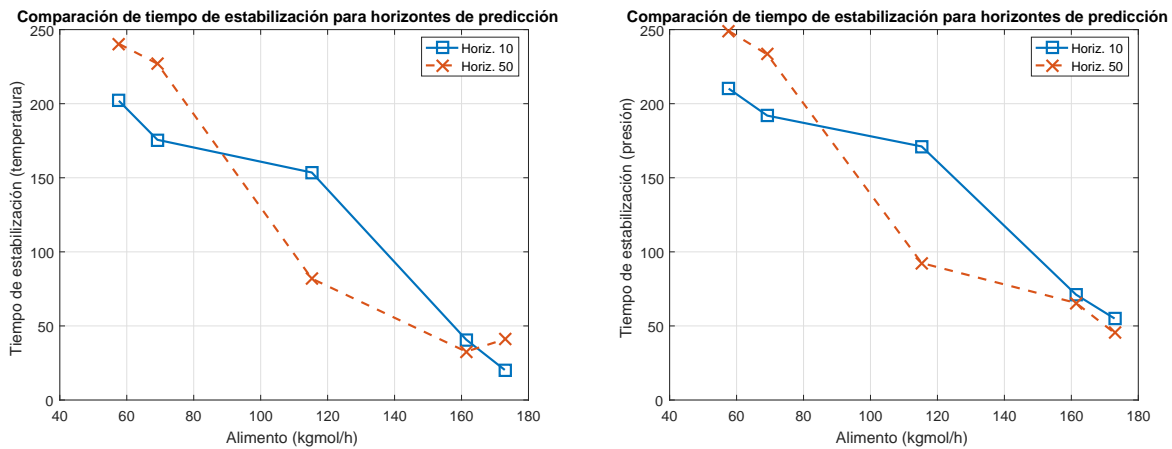


(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 172.92 Kgmol/h$) (b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 172.92 Kgmol/h$)

Figura 5.9: Respuesta del sistema con identificación en línea y horizonte predicción 50 ($Alimento = 172.92 Kgmol/h$)

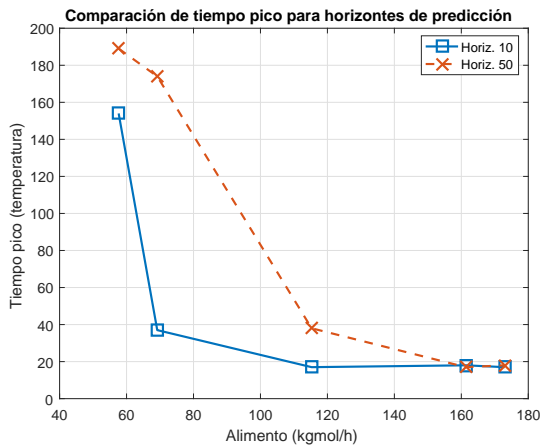
5.1.5. Comparación del desempeño de la estructura jerárquica con la adición del algoritmo de identificación en línea variando el horizonte de predicción (parámetro de sintonización del controlador MPC, horizontes de predicción 10 y 50)

Con el objetivo de comparar los resultados obtenidos con cada uno de los horizontes de predicción del controlador MPC se evaluaron parámetros sobre la respuesta transitoria del sistema para diversos valores del disturbio ($Alimento$). En las siguientes imágenes se podrá observar los diferentes valores de cada uno de los parámetros utilizados.

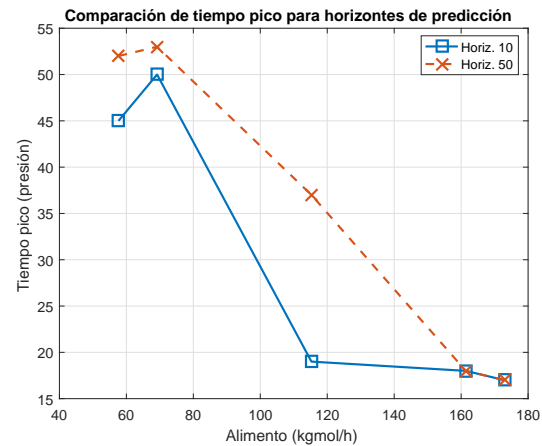


(a) Tiempo de estabilización (temperatura) (b) Tiempo de estabilización (presión)

Figura 5.10: Comparación tiempo de estabilización

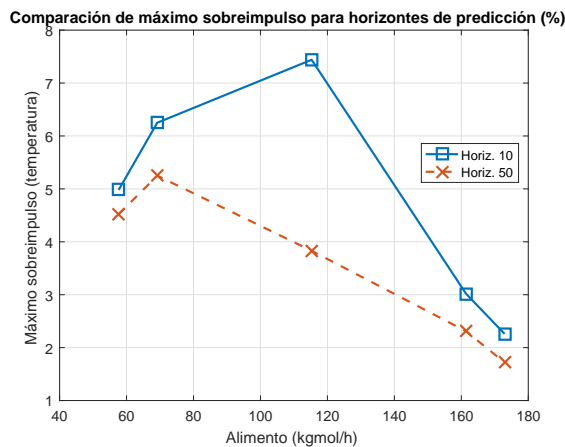


(a) Tiempo pico (temperatura)

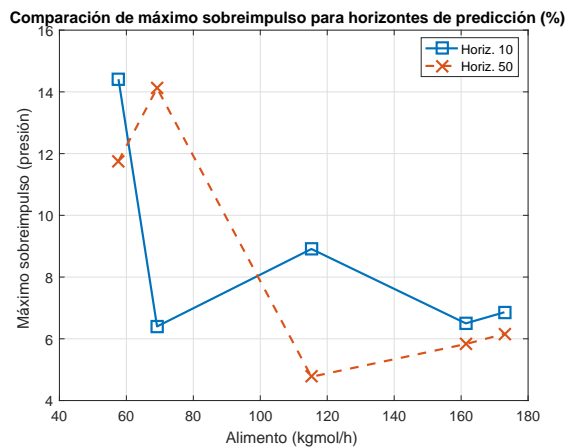


(b) Tiempo pico (presión)

Figura 5.11: Comparación tiempo pico



(a) Máximo sobreimpulso (temperatura)



(b) Máximo sobreimpulso (presión)

Figura 5.12: Comparación máximo sobreimpulso

Si se observa el comportamiento de los parámetros indicados en las figuras anteriores, se puede notar fácilmente que para el caso del análisis de la respuesta transitoria del sistema, la variación de los horizontes de predicción del controlador MPC no implican una mejoría beneficiosa en todos los aspectos. Por ejemplo, en el caso del tiempo de estabilización para valores extremos de disturbio (*Alimento*), se obtuvieron mejores valores con un horizonte de predicción de 10, pero en valores medios el mejor lo logra con un horizonte de predicción de 50. Para el caso del tiempo pico se ve una mayor velocidad para valores medios y bajos en ambos horizontes. Y finalmente para el máximo sobreimpulso sí se obtiene una magnitud aceptable que brinda confianza para los cambios en el punto de control, puesto que los valores que toma no son elevados (claro que evidentemente se puede observar que el horizonte de predicción de 50 ofrece un mejor rendimiento en este ámbito), por lo tanto para las comparaciones realizadas

entre las tres estrategias planteadas se hizo uso de la sintonización inicial en donde el horizonte de predicción toma un valor de 50.

5.2. Comparación del desempeño de las tres estrategias de control

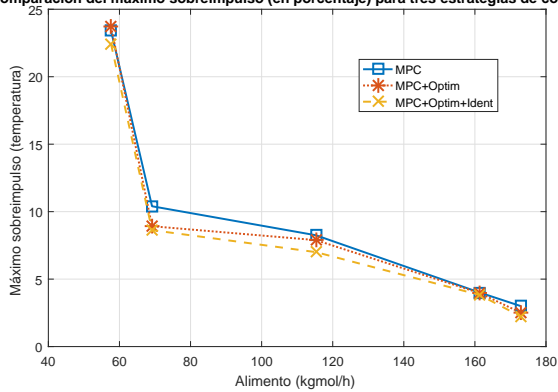
Una vez realizados los experimentos sobre cada estructura, y a la luz de los criterios empleados para llevar a cabo la evaluación del rendimiento de las mismas, es momento de comparar sus resultados individuales con el fin de determinar las ventajas o desventajas de cada una, buscando con ello precisar los efectos que se adquieren en el desempeño al utilizar los modelos identificados en línea en la estructura para fijación de consignas óptimas.

5.2.1. Comparación de la respuesta transitoria de las tres estrategias de control

En primer lugar se llevó a cabo la comparación del máximo sobreimpulso y los tiempos de establecimiento, subida y pico de cada estrategia de control implementada con el fin de evaluar cual de estas estrategias respondía con mayor velocidad y controlaba de mejor manera las sobreoscilaciones en la respuesta. Los resultados obtenidos se muestran gráficamente en las imágenes de la figura 5.13

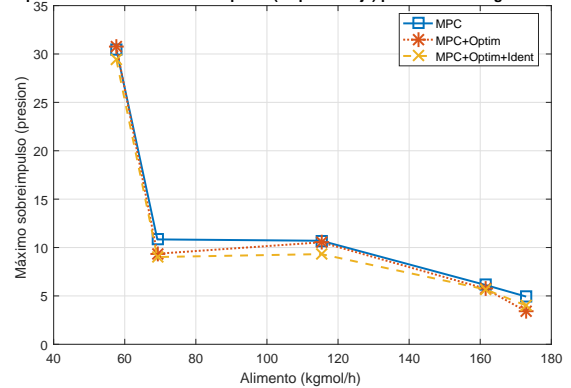
Capítulo 5. Análisis de resultados

Comparación del máximo sobreimpulso (en porcentaje) para tres estrategias de control



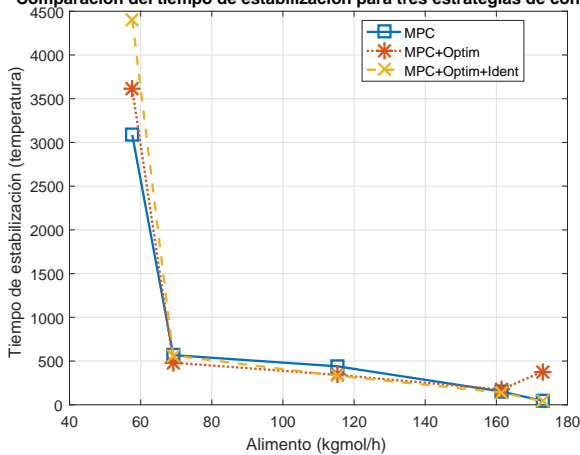
(a) Comparación máximo pico (temperatura)

Comparación del máximo sobreimpulso (en porcentaje) para tres estrategias de control



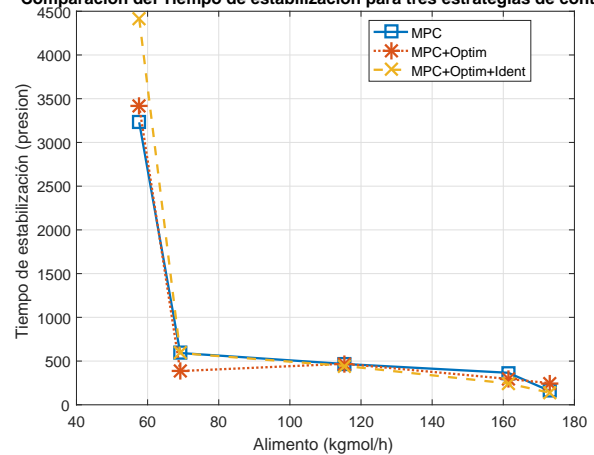
(b) Comparación máximo pico (presión)

Comparación del tiempo de estabilización para tres estrategias de control



(c) Comparación tiempo de establecimiento (temperatura)

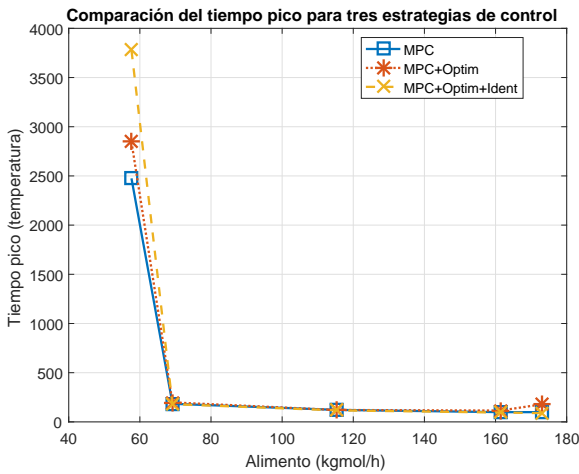
Comparación del Tiempo de estabilización para tres estrategias de control



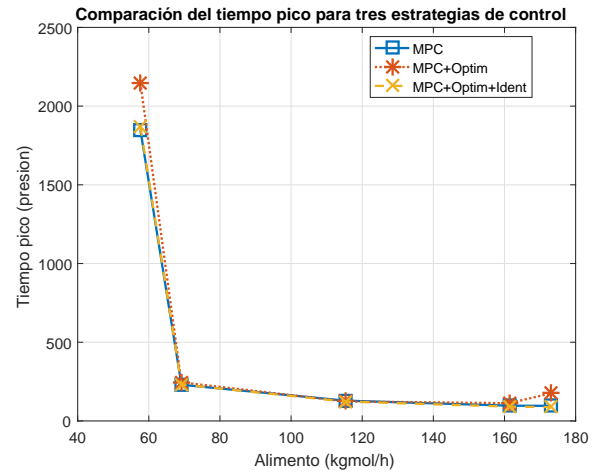
(d) Comparación tiempo de establecimiento (presión)

Mediante el análisis de las respuestas mostradas en 5.13 es posible observar que si bien los valores de respuesta para las tres opciones son bastante cercanos en la mayoría de los casos, existen condiciones de la corriente *Alimento* para las cuales las respuestas del control directo MPC son mejores, esto se observa principalmente ante valores extremos de dicha corriente (57.64 kgmol/h y 172.92 kgmol/h), y en general presenta resultados aceptables a lo largo de la trayectoria, lo cual podría llevar a pensar que una implementación basada únicamente en el control directo MPC sería suficiente para realizar un control eficiente del sistema. Sin embargo, el mismo análisis muestra que el control directo MPC es la alternativa que genera los mayores sobreimpulsos en las curvas de temperatura y presión del sistema, siendo los menores en este rubro los generados por la estructura con modelos identificados en línea, esto se aprecia en las gráficas 5.13a y 5.13b. Esto implica un error inicial más grande en el caso del control MPC, lo que directamente afecta a la calidad de una cantidad no determinada del producto.

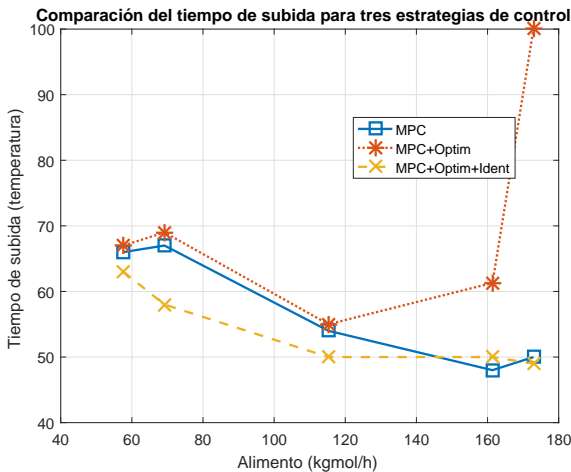
5.2. Comparación de las estrategias



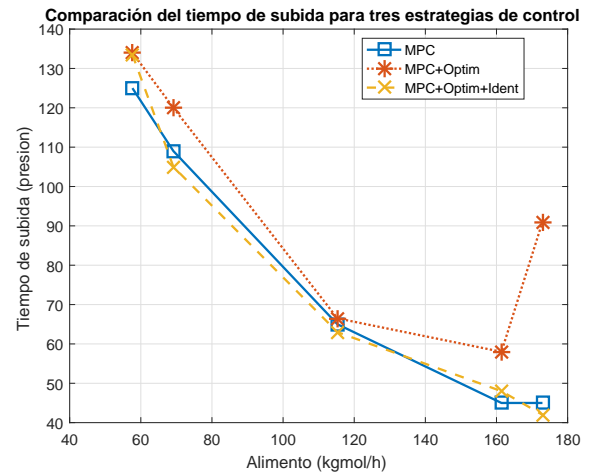
(e) Comparación tiempo pico (temperatura)



(f) Comparación tiempo pico (presión)



(g) Comparación tiempo de subida (temperatura)



(h) Comparación tiempo de subida (presión)

Figura 5.13: Comparación de los parámetros de respuesta transitoria de las tres estrategias de control para distintos valores de la corriente Alimento

El mismo análisis aplicado al resto de las curvas de respuesta transitoria muestra que si bien para los valores de *Alimento* ubicados en los extremos de rango de operación seleccionado el control directo MPC suele tener el menor tiempo (lo cual se observa en las curvas de tiempo pico, de estabilización y de subida) al salir de estas regiones su comportamiento no sigue esta tendencia, siendo siempre superado por las respuestas de las estructuras jerárquicas, en especial la que cuenta con la adición de los modelos identificados en línea.

Por su parte, el control con estructura jerárquica para fijación de consignas óptimas en

línea (tomado de [2]) demuestra en todos los parámetros, exceptuando el tiempo de subida para la temperatura (figura 5.13g) ser más rápido que el control directo MPC siempre y cuando el control no se realice en los extremos de los rangos de operación del *FWKO*. Sin embargo, al comparar el comportamiento de esta estrategia de control (la estructura jerárquica de [2]) con el comportamiento de la estructura jerárquica (con modelos obtenidos en línea a través de identificación recursiva) propuesta en este proyecto de investigación se observa que la estructura propuesta supera en todos los aspectos evaluados a la estructura de [2], llegando inclusive en casos particulares a igualar o superar el comportamiento del control directo MPC en los extremos, tal es el caso del tiempo de subida (ilustrado en las figuras 5.13g y 5.13h) y el tiempo pico de la presión (mostrado en la figura 5.13f).

Lo mencionado anteriormente deja como opción más eficiente (en lo que se refiere al comportamiento transitorio del sistema) a la estrategia de control supervisor para fijación de consignas en línea basado en modelos identificados en línea (la estrategia propuesta en esta investigación) pues si bien las gráficas muestran que las respuestas no son las mejores en todo el recorrido (al igual que en el caso de la estructura jerárquica sin actualización de modelos en los extremos su rendimiento suele ser inferior al del control directo MPC) en el resto del rango su comportamiento es mejor que el de las dos alternativas con las cuales se realiza la comparación. Por lo cual, comparando los parámetros temporales se observa que las respuestas de la estructura de control propuesta propenden hacia la minimización del tiempo de control (siendo este uno de los problemas básicos del control óptimo que se mencionaron en 2.1.1), pudiéndose concluir así, que en términos del tiempo de control, la estrategia de control supervisor jerárquico para fijación de consignas óptimas en línea con modelos identificados en línea que se propone en este documento es óptima (a la luz de la teoría del control óptimo). Pese a todo lo anterior, es necesario indicar que entre las tres estrategias de control comparadas las diferencias en magnitudes son pequeñas, por consiguiente la información obtenida no es suficiente para afirmar que la respuesta transitoria se potencia en gran medida con la adición de modelos identificados

5.2.2. Comparación de los criterios integrales de error y señales de control

Como se mencionó anteriormente, uno de los problemas básicos del control óptimo está relacionado con la minimización de las desviaciones de los estados con respecto a sus valores deseados (este es el problema de control integral mínimo), y el problema restante se refiere a conseguir en un intervalo de tiempo T que el sistema pase de un estado inicial a uno en el cual al menos una de las variables de estado se convierte en mínima o máxima mientras las demás se mantienen dentro de sus límites operacionales (este es el problema del control final). La verificación de la solución a estos problemas tiende a ser más compleja que la del problema del tiempo mínimo de control ya que si bien esta se corrobora de forma matemática es posible visualizarla a través del análisis de los parámetros de respuesta transitoria, cosa que no ocurre con los

otros dos problemas mencionados, los cuales requieren procedimientos más precisos para determinar si sus soluciones son óptimas.

Para evaluar la solución a estos problemas se acostumbra utilizar integrales (de ahí el nombre de control integral mínimo) puesto que a través de las integrales es posible cuantificar que tanto se desvía una variable de su valor de referencia a lo largo de un intervalo de tiempo T (permitiendo así determinar el error del sistema a lo largo del tiempo, y del mismo modo, las variaciones que hay entre los esfuerzos de control y sus valores finales). Considerando esto, en el presente documento se realiza la comparación de los errores y las desviaciones de las señales de control de los sistemas de control implementados con el fin de determinar cual de estas alternativas se presenta como la mejor solución para los problemas de control enunciados. Esta comparación se basa en los resultados registrados en las tablas del anexo C.1.2

5.2.2.1. Comparación de la evaluación de la integral del error cuadrático (ISE)

Este criterio sirve para evaluar los errores grandes (que suelen darse al inicio de la operación del controlador o cuando se realizan cambios en los *setpoints*), en este proyecto se utiliza para determinar cual de las estrategias de control genera errores más grandes durante la operación ya que los errores grandes implican la existencia de una cantidad de producto que no igualará en características al resto del material obtenido (el crudo). Los resultados obtenidos a partir de la evaluación del criterio ISE se muestran en la figura 5.14

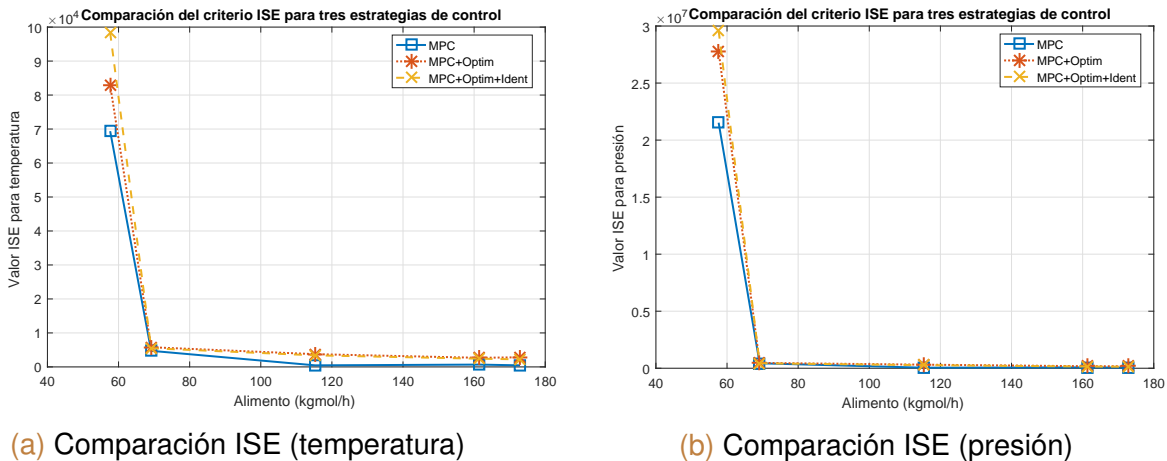


Figura 5.14: Comparación de los resultados del criterio ISE para diferentes valores de la corriente *Alimento*

A partir de las gráficas de la figura 5.14 se concluye que las estructuras de control jerárquico (la propuesta por [2] y la propuesta en este proyecto) presentan un mayor valor de la integral del error cuadrático (ISE) lo cual es un indicador de que presentan

un mayor número de oscilaciones grandes en ambas variables (temperatura y presión) con respecto al control directo MPC, si bien esto representa una desventaja para la estructura propuesta debe analizarse considerando también que a pesar de presentar una mayor cantidad de desviaciones grandes que el control MPC las desviaciones de las estructuras jerárquicas son de menor amplitud que las del primero (según lo observado en el análisis de la respuesta transitoria y lo visto en las gráficas del anexo C.1.3).

5.2.2.2. Comparación de la evaluación de la integral del valor absoluto del error (IAE)

Este criterio se utiliza cuando todos los errores (sin importar su tamaño) son igual de importantes para la evaluación del desempeño, por consiguiente, es útil cuando se desea evaluar el comportamiento de errores grandes y pequeños que ocurren en cualquier instante dentro del intervalo de tiempo T . Esto lo convierte en la mejor opción cuando el error en estado estacionario es diferente de cero (este no es el caso del sistema simulado, sin embargo es una muestra de su utilidad). A continuación, en la figura 5.15 se ilustran los resultados obtenidos al evaluar la integral del valor absoluto del error (IAE) de las tres estrategias de control implementadas.

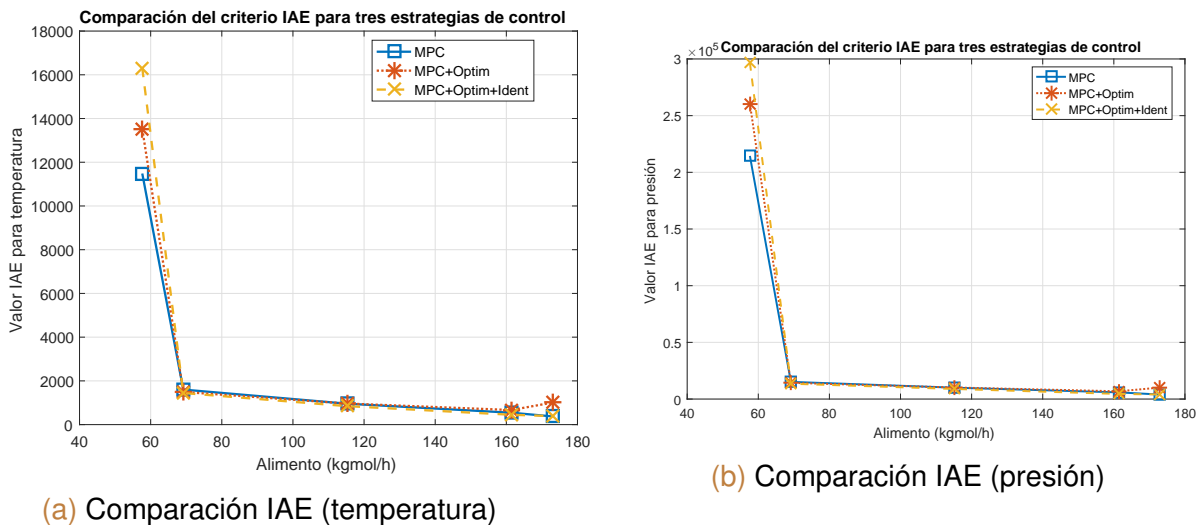


Figura 5.15: Comparación de los resultados del criterio IAE para diferentes valores de la corriente *Alimento*

La figura 5.15 muestra que para ambas salidas (la temperatura y la presión) la estrategia de control que presenta los menores errores dentro del intervalo T es la estructura jerárquica para fijación de consignas óptimas con modelo identificado en línea, comportamiento que se mantiene a lo largo de toda la operación del sistema exceptuando el extremo inferior del rango permitido para la variable *Alimento*. Por su parte, la estructura jerárquica con modelo fijo muestra valores de IAE ubicados a medio camino

entre los obtenidos al implementar la estrategia de control directo MPC y la estrategia de control jerárquico con modelos actualizados (superando la respuesta de esta última únicamente en el límite inferior del rango de operación), demostrando así que la mejor opción (en términos de la minimización de las desviaciones) es la estructura que emplea modelos actualizados a través de identificación en línea (para todos los casos evaluados, exceptuando los extremos del rango, el valor de IAE es menor en la estructura jerárquica mencionada, esto se observa en el ítem IAE de las tablas del anexo C.1.2).

5.2.2.3. Comparación de la evaluación de la integral del error cuadrático ponderado en el tiempo (ITSE)

Considerando que los errores del sistema son grandes al inicio pero se hacen pequeños conforme pasa el tiempo, se hace necesario evaluar en cual de las estrategias se tienen desviaciones más prolongadas. Con la finalidad de determinar esto se hace uso del criterio ITSE, en el cual se utiliza el tiempo para castigar los errores que persisten durante la operación del sistema, siendo así, los errores grandes que ocurren al principio tendrán menor peso, sin embargo, los errores cuya duración se extienda a lo largo de varios instantes de tiempo tendrán un peso mayor. Por lo que este criterio permitirá saber que estrategia de control genera las desviaciones más largas (en términos de tiempo). La figura 5.16 muestra los resultados obtenidos al aplicar el criterio ITSE a diferentes valores de la corriente *Alimento*

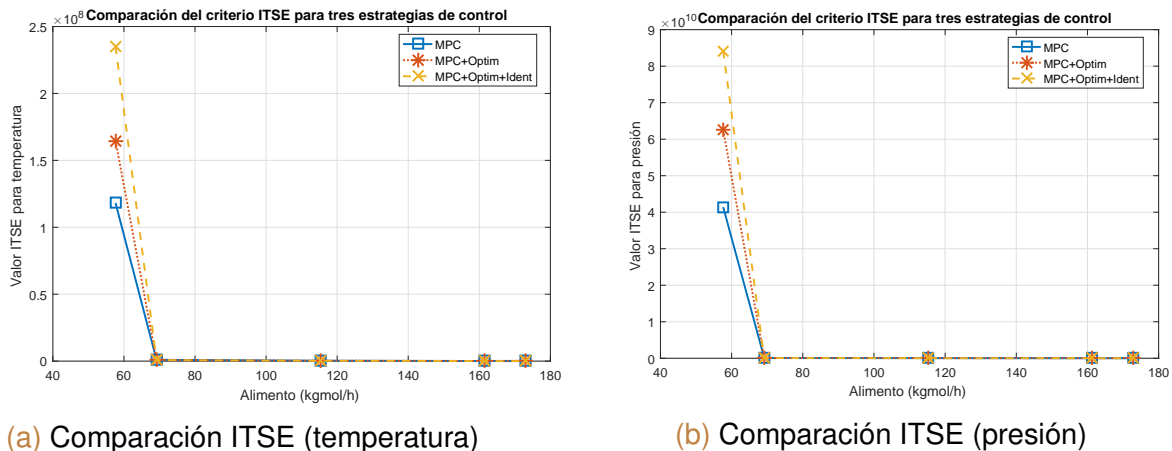


Figura 5.16: Comparación de los resultados del criterio ITSE para diferentes valores de la corriente *Alimento*

Al evaluar el criterio ITSE de las estrategias de control comparadas (con la ayuda de la figura 5.16 y las tablas del anexo C.1.2) se observa que, si bien los valores obtenidos para este criterio parecen ser cercanos, la realidad es que, exceptuando la cota inferior de la corriente *Alimento*, la estrategia de control que presenta los errores más pequeños a lo largo del tiempo es la estructura jerárquica con modelos actualizados en línea. Por su parte, la estructura jerárquica con modelo fijo es superada por el control

directo MPC en casi todos los puntos de operación, a excepción del punto en el cual se realizó la sintonización del controlador MPC. Lo anterior implica que una vez se ha alcanzado la estabilización del sistema la estrategia de control que se mantiene más cerca del valor de referencia a lo largo de la operación de la planta es la estructura de control jerárquico con modelos identificados en línea.

5.2.2.4. Comparación de la evaluación de la integral del cuadrado de las desviaciones de la señal de control en el estado estacionario (ISU)

La razón principal para implementar una estructura de control óptimo en el FWKO es minimizar el consumo de combustible (o energía térmica) necesaria para lograr que el producto (el petróleo crudo) sea separado sin que su calidad se vea afectada de forma negativa y manteniendo los costos de operación en el mínimo posible. Por consiguiente, uno de las actividades más importantes en la tarea de evaluar el desempeño de la estructura propuesta consiste en determinar si esta en realidad minimiza el consumo de energía del sistema (siendo esta una de las entradas del mismo), para lo cual es necesario contar con criterios que permitan cuantificar el comportamiento de las entradas o variables manipuladas (principalmente del combustible).

Uno de estos criterios es la integral del cuadrado de las desviaciones de la señal de control en el estado estacionario (abreviado ISU) que constituye una medida de la energía empleada por el controlador para llevar el sistema desde sus valores en el estado inicial hasta sus valores de estado estacionario. En la figura 5.17 se muestran los resultados obtenidos al aplicar este criterio a las tres estrategias de control utilizadas

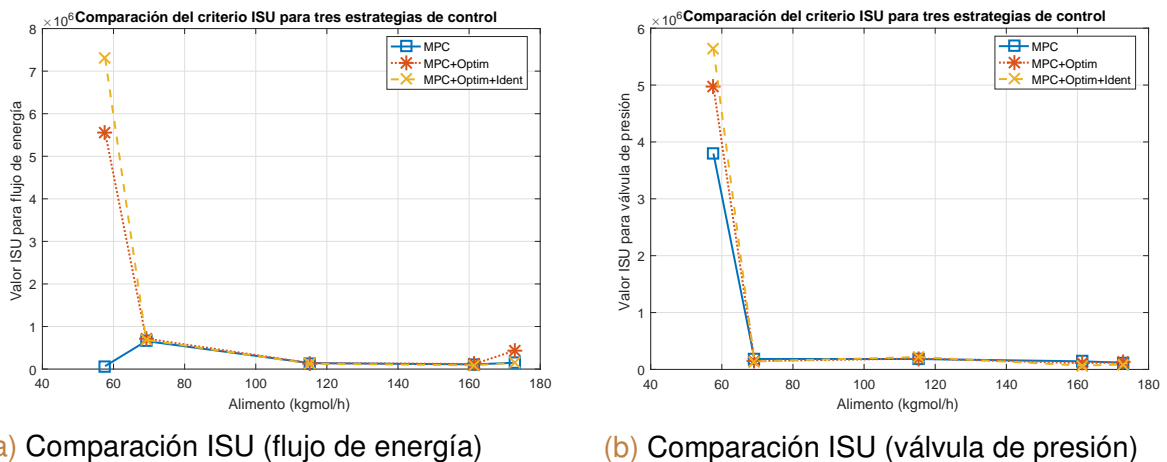


Figura 5.17: Comparación de los resultados del criterio ISU para diferentes valores de la corriente *Alimento*

En las imágenes de la figura 5.17 complementadas con la información de las tablas de C.1.2.3 es posible apreciar que si bien las diferencias entre las tres estrategias son mínimas, la estrategia de control jerárquico con modelos actualizados presenta los valores más pequeños entre las tres comparadas, lo que implica que requiere menos

energía para llevar al sistema desde las condiciones iniciales hasta los valores de referencia determinados por el algoritmo de optimización. Al igual que en los criterios anteriores se observa que para la cota inferior de la corriente *Alimento* la mejor respuesta la proporciona el control directo MPC, esto podría deberse a dos factores: En primer lugar, mientras que los algoritmos de optimización deben realizar los cálculos correspondientes a la determinación de las consignas óptimas, el control directo MPC recibe las consignas de forma directa por parte del encargado del control, de esta forma, el controlador MPC conoce desde el principio los esfuerzos de control que debe aplicar, mientras que las estructuras de control para optimización tienen un pequeño retraso que sumado a las dinámicas del FWKO cuando opera en lazo abierto (y más en valores cercanos a sus límites de operación) dificulta un poco más llevar a cabo las acciones de control; y en segundo lugar, cuando la capa de optimización evalúa los esfuerzos de control necesarios para llevar a las salidas del sistema al valor de referencia es posible que encuentre como adecuados algunos esfuerzos que no pueden efectuarse sobre el modelo simulado en Aspen HYSYS®, este comportamiento es más notorio cuando el FWKO se encuentra en los extremos de su zona de operación (en los experimentos realizados pudo observarse que cuando el flujo de la corriente *Alimento* es muy bajo o muy alto se presentan errores de seguimiento y disminuye el rendimiento del controlador), lo cual obligaría al sistema de control a rehacer los cálculos para encontrar esfuerzos de control que sean aplicables

5.2.2.5. Comparación de la evaluación de la Integral de las Variaciones Totales de la señal de Control o valor absoluto de las variaciones totales (TVu)

Este criterio es un indicador de la suavidad con que se efectúan las acciones de control, y basa su funcionamiento en la determinación de la diferencia existente entre la magnitud de la acción de control aplicada en un instante de tiempo t y la magnitud de la acción de control aplicada en el instante inmediatamente anterior. De modo que permite conocer que estrategia de control requiere realizar más variaciones en las variables manipuladas para llevar al sistema hasta los valores de referencia seleccionados y mantenerlo allí. En la figura 5.18 se muestran gráficamente los resultados obtenidos al evaluar la respuesta de cada estrategia de control con respecto al criterio TVU.

Observando las gráficas de la figura 5.18 se nota que para la variable manipulada *Flujo de energía* (la que se desea minimizar) no existe una estrategia que se muestre mejor que las otras a lo largo de todo el rango de operación, sino que en cambio, para valores cercanos al límite inferior la mejor respuesta se obtiene con la estructura jerárquica que utiliza un modelo fijo, para valores que van desde el segundo punto utilizado para los experimentos hasta las inmediaciones del punto de operación empleado para la sintonización del controlador MPC la mejor respuesta la ofrece la estructura jerárquica con modelos actualizados, y para los valores que van desde el valor de flujo utilizado para la sintonización hasta el límite superior del rango de la corriente *Alimento* el control directo MPC ofrece los mejores resultados. De los resultados obtenidos se concluye entonces que el control directo MPC es la opción con la cual se obtienen esfuerzos de control más suaves en las condiciones normales de operación del sistema

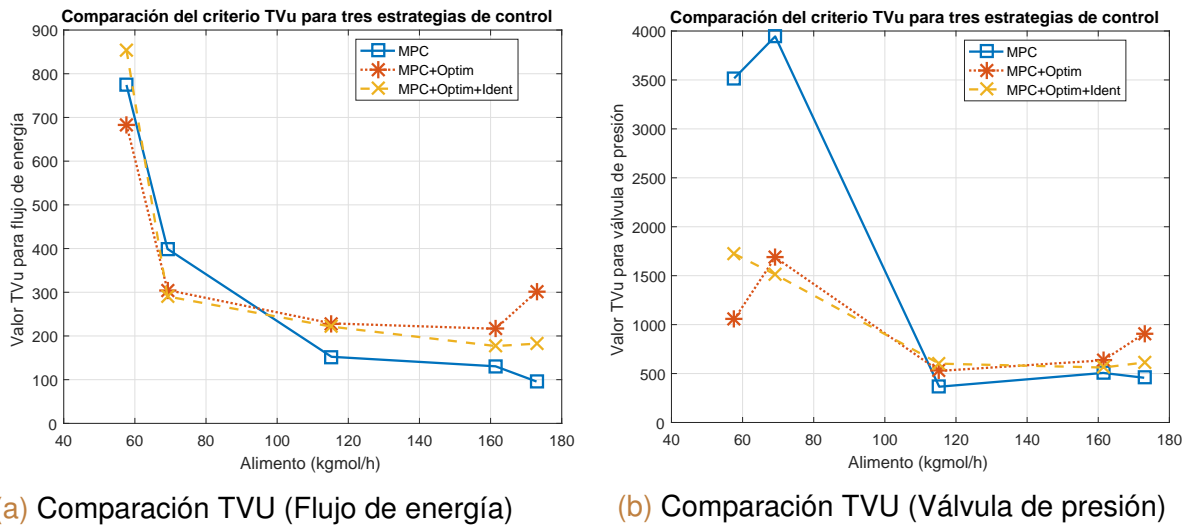


Figura 5.18: Comparación de los resultados del criterio TVU para diferentes valores de la corriente *Alimento*

(aunque para valores alejados de sus condiciones nominales esto no se cumple). En el caso de la otra variable manipulada (la apertura de la válvula de salida de presión) se observa que para valores cercanos al límite inferior del rango de operación el criterio TVU arroja los índices más altos, esto es un comportamiento esperado considerando que según la ley general de los gases enunciada en 5.6 (y por extensión los principios que rigen el comportamiento del *FWKO*) las variaciones en la presión deben ayudar a compensar la temperatura interna del sistema.

$$\frac{PV}{T} = K \quad (5.6)$$

La evaluación del desempeño hasta ahora se ha realizado en términos del tiempo, porcentajes y de unidades adimensionales por ser esta una forma estándar para el análisis de la respuesta temporal de un sistema de control, sin embargo, tomando en cuenta que el propósito de la estructura de control supervisor para fijación de consignas óptimas en línea es precisamente la optimización en el consumo de combustible (entendida esta como la máxima disminución del consumo que se puede lograr sin afectar la calidad del proceso, relacionada con las temperaturas y presiones mínimas y máximas a las que se puede someter el proceso sin que se afecte la calidad del petróleo crudo obtenido) se debe demostrar, en las magnitudes y unidades físicas propias del proceso, el beneficio obtenido al implementar la estructura que propuesta en este proyecto.

Como se mencionó en la sección dedicada a la construcción del modelo, existen limitaciones en la cantidad de energía térmica que puede ser ejercida sobre el sistema para elevar la temperatura del fluido ($0 \text{ kJ/h} \leq \text{FlujoEnergia} \leq 4 \times 10^6 \text{ kJ/h}$) y en la temperatura que debe tener el producto durante el proceso de separación

($45^{\circ}C \leq TempCrudo \leq 57.4740^{\circ}C$) por consiguiente, el objetivo del control para fijación de consignas óptimas debe ser encontrar la menor cantidad de combustible necesaria para llevar al crudo a una temperatura que se encuentre dentro del rango permitido para esta, aunque a simple vista podría pensarse que con encontrar un valor mínimo que cumpla con esta condición ya es suficiente para escoger las consignas y los esfuerzos del controlador esto no es así puesto que el *FWKO* se ve afectado por las condiciones de la corriente Alimento (principalmente por el flujo de dicha corriente) puesto que dependiendo de la velocidad con que entra el flujo proveniente del pozo petrolero será requerida más o menos energía para elevar la temperatura del fluido, adicionalmente, la velocidad con la que choca el fluido contra la pared del *FWKO* tiene un efecto sobre la facilidad con que se separa la fase gaseosa de las fases líquidas dentro del tanque. Es ahí donde la capa de optimización juega un papel fundamental puesto que esta es capaz de evaluar las condiciones actuales del sistema (el flujo de entrada del fluido proveniente del pozo, la temperatura y presión actuales y la cantidad de energía térmica que se está inyectando) y determinar con base en estas cuales son las consignas de temperatura y presión que sin alejarse de los límites operativos del proceso son capaces de mantener el consumo de energía o combustible en el mínimo valor posible.

A partir de la relación 5.7 es posible convertir los porcentajes correspondientes a la apertura o cierre del actuador que suministra la energía térmica al *FWKO* en unidades de flujo energético del sistema internacional, en este caso kJ/h. Facilitándose así la determinación del consumo de energía a partir de las curvas obtenidas y registradas en el anexo C.1.3.

$$FlujoEnergía = \frac{PorcentajeEnergía \cdot 4 \times 10^6 \text{ kJ/h}}{100} \quad (5.7)$$

Utilizando dicha relación se construyeron la figura 5.19 y la tabla 5.6, en las cuales se comparan los consumos de las tres estrategias, pudiéndose observar que, si bien los valores son cercanos en las tres, los menores consumos en gran parte del rango de operación son los que presentan las estructuras jerárquicas.

Disturbio	MPC	MPC+Optim	MPC+Optim + Ident
57.64	1 540 060	1 475 352	1 502 508
69.168	1 585 624	1 564 264	1 568 400
115.28	1 846 920	1 836 944	1 841 024
161.392	2 158 128	2 163 144	2 160 980
172.92	2 252 752	2 326 044	2 266 452
Promedio	1 876 696.8	1 873 149.6	1 867 872.8

Tabla 5.6: Comparación de los consumos de energía por unidad de tiempo para las tres estrategias de control (en kJ/h)

Todas las evaluaciones y/o comparaciones realizadas en el desarrollo de este capítulo

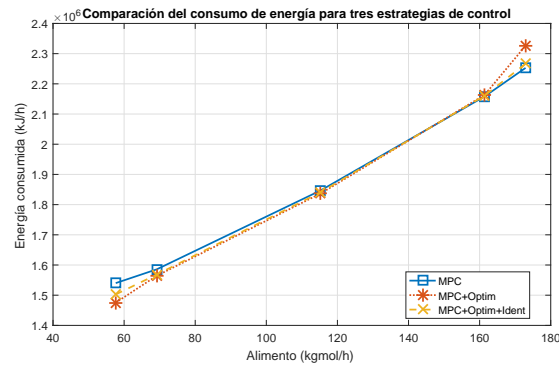


Figura 5.19: Comparación del consumo de energía en las tres estrategias de control evaluadas ante diferentes valores de la corriente Alimento

han demostrado que la adición de modelos identificados en línea a la estrategia de control supervisor para fijación de consignas si presenta efectos (en su mayoría beneficiosos) para esta, principalmente relacionados con la disminución en el consumo de energía y la disminución de los errores en estado estacionario. Los resultados obtenidos en este capítulo han proporcionado las bases para dar respuesta a la pregunta de investigación planteada: ¿Qué efectos se obtienen en el desempeño de un controlador supervisor para fijación de consignas óptimas en línea, cuando el modelo se identifica en línea?. Por lo tanto, solo resta hacer explícita la respuesta a dicha pregunta, alcanzando con ello el cumplimiento del objetivo principal del proyecto de investigación.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajos futuros

Una vez terminado el análisis de las tres estrategias de control se ha demostrado que la estructura jerárquica para fijación de consignas óptimas en línea basada en modelos identificados en línea presenta efectos (en su mayoría beneficiosos, pero posee también algunas desventajas) sobre el desempeño de un controlador supervisor para fijación de consignas óptimas en línea. Por consiguiente, el objetivo de este capítulo será evidenciar los conocimientos adquiridos a lo largo del proceso de investigación que conduzcan a la solución de la pregunta de investigación y al cumplimiento del objetivo principal.

6.1. Conclusiones

Al comparar la estructura de control propuesta (con modelos actualizados en línea) con la técnica MPC y con la estructura de control MPC+LSSO con modelos obtenidos fuera de línea se observa que no existen diferencias significativas en el rendimiento, lo cual es una buena señal puesto que permite inferir que es posible utilizar esta estructura con buenos resultados en procesos donde no se cuente a priori con un modelo preciso del sistema.

Durante el desarrollo del proyecto se decidió emplear la actualización de modelos solo para la capa MPC, sin embargo, en diversas fuentes consultadas se mencionaba la posibilidad de usar modelos actualizados tanto para el control como para la optimización. No obstante, considerando la posibilidad de que esto incrementara la carga computacional de la estructura implementada y que en muchos casos los resultados obtenidos son similares, se decidió utilizar la actualización de modelos solamente para el control, es decir, para las funciones realizadas por el controlador MPC. Lo que finalmente demostró ser una decisión acertada considerando los resultados obtenidos.

Si bien en un primer momento se consideró que la adición de un componente encargado de actualizar el modelo utilizado por la capa MPC de forma recursiva permitiría mejorar el rendimiento de la estructura de control supervisor para fijación de consignas

óptimas en línea considerando que este implicaría una mayor adaptabilidad de los modelos a las dinámicas del sistema, en los experimentos llevados a cabo no fue posible comprobar que la adición de dicho componente tuviera efectos significativos (al menos en el rango de operación establecido para el *FWKO*) puesto que, aunque se notaron efectos en la respuesta temporal estos fueron pequeños por lo que no entregaron información suficiente para reafirmar la hipótesis planteada. No obstante, es necesario considerar la posibilidad de que en condiciones de operación diferentes fuese posible obtener resultados más favorables, adicionalmente, antes de emitir un veredicto sería necesario realizar experimentos similares sobre otras plantas o procesos. Siendo esta tarea pendiente para investigaciones posteriores.

En lo concerniente al controlador MPC con modelos actualizados, al efectuar las pruebas de variación del horizonte de predicción se llegó a la conclusión de que cuando el valor de este es más grande que el intervalo de actualización la respuesta de la planta es aceptable de acuerdo a los rangos de operación.

Una de las ventajas de la estructura de control jerárquico para fijación de consignas óptimas en línea con modelos identificados en línea radica en que al mismo tiempo que permite realizar un control eficiente de los procesos también permite obtener modelos que se ajusten de forma más precisa al comportamiento de las plantas sin necesidad de procedimientos tan invasivos como los utilizados en las técnicas de identificación fuera de línea. Sin embargo, antes de implementarla se debe tener presente que esta es provechosa siempre y cuando el sistema a controlar actúe en puntos de operación que cambian, y que su mayor potencial se obtiene cuando a pesar de la amplitud de los cambios en dichos puntos estos estén siempre dentro de un rango adecuado a las características del proceso. En el caso del *FWKO* se observó que en los límites del rango de operación es mucho más complejo mantener el control para cualquier estrategia implementada, esto se debe a la falta de fluido en el caso del límite inferior y al exceso del mismo en el caso del límite superior, lo que implica que el *FWKO* opera en condiciones inadecuadas. En caso de que esto no sea así, una mejor opción es utilizar la estructura jerárquica con modelo fijo, puesto que la adición del algoritmo de identificación recursiva podría, en principio, incrementar la complejidad en la implementación de la estructura, además de la carga computacional de la misma, sin que este incremento en la complejidad represente mayores ventajas en el rendimiento del control.

6.2. Trabajos Futuros

Como resultado de la investigación realizada surgen interrogantes acerca de temáticas que no se abordaron en este proyecto y que se sugieren como líneas de investigación para trabajos futuros. A continuación se realiza una breve descripción de algunas de estas:

Una vez comprobadas las facultades de este tipo de estructuras de control se hace interesante pasar de los modelos simulados a un entorno real con las limitaciones de los equipos de control industrial (PLCs y controladores stand-alone), para lo cual se podrían explotar las capacidades de comunicación de la herramienta Aspen HYSYS, que es capaz de establecer comunicaciones industriales OPC, con lo cual se podrían diseñar sistemas híbridos que comuniquen modelos simulados a través de HYSYS con dispositivos de control o redes industriales. De esta forma podrían identificarse las posibilidades y limitaciones de este tipo estrategias de control con miras a su implementación en entornos reales.

Durante la etapa de sintonización del controlador MPC se llevaron a cabo numerosas pruebas de identificación tanto fuera de línea como en línea para encontrar un modelo que representara los comportamientos y las dinámicas del *FWKO* de forma adecuada para realizar el control de este. Asimismo, se probaron diversas sintonizaciones, concluyéndose de este proceso que el toolbox de diseño de controladores MPC presenta limitaciones en este aspecto, por cuanto el proceso de sintonización debe realizarse de forma manual a través del proceso de ensayo y error, lo que disminuye la confianza en la precisión de los valores de sintonización utilizados. Es por ello que se plantea desarrollar un algoritmo que permita determinar los valores de sintonización más adecuados para el controlador, de modo que se obtenga la mejor respuesta del sistema a partir del modelo de la planta.

El control MPC utilizado en la capa inferior de la estructura con modelos actualizados se sintonizó para las condiciones de un punto de operación nominal (115.28 kgmol/h) a pesar de que los modelos actualizados fueron obtenidos en puntos de operación diferentes. Esto ocasiona que conforme los modelos se alejan del punto de sintonía la calidad de la sintonización disminuya, ocasionando así que el seguimiento pueda no ser el mejor posible. Para solventar este problema se planteó utilizar el control MPC adaptativo haciendo uso del bloque *AdaptiveMPC* de Simulink, ya que, según la teoría, este es capaz de reajustar la sintonización a partir de un modelo nominal de acuerdo con las características de los nuevos modelos que ingresan representando las variaciones en la dinámica del sistema. A pesar de que se realizaron múltiples pruebas con este bloque y distintas configuraciones de sus parámetros no fue posible (con él) llevar a cabo el control de la planta al establecer la comunicación entre el modelo de Aspen HYSYS y la estructura de control construida en MATLAB (los porcentajes de apertura de las válvulas oscilaban entre 0% y 100%, por lo cual no se logró el seguimiento de las consignas). Ante la falta de información conducente a solucionar este problema se decidió seguir utilizando como base de la estructura el controlador MPC, sacrificando así (en un grado incierto), la precisión de los ajustes del controlador sobre la planta. Pese a lo anterior se obtuvo un buen rendimiento de la estrategia de control (demostrado a lo largo del proceso de análisis de resultados de este proyecto) que sin embargo no elimina la duda de que tan beneficioso sería reemplazar el controlador MPC utilizado por un controlador MPC adaptativo, siendo así, se propone como un aporte futuro la comparación del rendimiento obtenido por la estrategia de control cuando los modelos

actualizados son recibidos por un controlador MPC y cuando estos son recibidos por un controlador MPC adaptativo.

Considerando las capacidades de la herramienta de modelado Aspen HYSYS se sugiere aumentar las estrategias de control a comparar puesto que se descubrió, durante el proceso de investigación, que además de las estrategias jerárquicas de tipo *MPC + OPTIMIZADOR ESTACIONARIO* (dentro de las cuales se encuentra la estructura implementada en este proyecto) existen otras estrategias de control que han dado resultados satisfactorios en el control con restricciones, dentro de las cuales es posible mencionar: el control por modelo interno *IMC*, las estrategias de control PID óptimo, el control H-Infinito, las técnicas de control inteligente y otra gran variedad de técnicas de control. En el desarrollo del proyecto se consideró la comparación de tres estrategias (*MPC*, *MPC+LSSO* y *MPC+LSSO* con identificación) porque estaban directamente relacionadas y cada una era la progresión directa de la anterior (factor conveniente para las limitaciones en términos de tiempo y cantidad de información recolectable en cada simulación, considerando que cada una requería aproximadamente 3 horas de ejecución), sin embargo, aprovechando las capacidades de simulación de Aspen HYSYS y de cálculo de MATLAB se podría realizar un cambio de enfoque con el fin de evaluar el rendimiento de otro tipo de estrategias de control y compararlo con el obtenido mediante la estrategia utilizada en esta investigación.

Bibliografía

- [1] A. G. Marchetti, A. Ferramosca, and A. H. González, “Steady-state target optimization designs for integrating real-time optimization and model predictive control,” *Journal of Process Control*, vol. 24, no. 1, pp. 129–145, 2014.
- [2] K. A. Muñoz, “Diseño de controladores para la estrategia de control jerárquico en el problema de fijación de consignas óptimas en línea,” 2019.
- [3] W. Won and K. S. Lee, “Identification of a multivariable delta-operator stochastic state-space model with distributed time delays: Application to a rapid thermal processor,” *Computers and Chemical Engineering*, vol. 40, pp. 223–230, 2012.
- [4] M. Shamsuzzoha, “IMC based robust PID controller tuning for disturbance rejection,” *Journal of Central South University*, vol. 23, no. 3, pp. 581–597, 2016.
- [5] S. Tavakoli, J. Sadeghi, I. Griffin, and P. J. Fleming, “PI controller tuning for load disturbance rejection using constrained optimization,” *International Journal of Dynamics and Control*, vol. 6, no. 1, pp. 188–199, 2018.
- [6] L. Rodríguez-Guerrero, N. Cervantes-Escorcia, A. González-Facundo, H. Romero-Trejo, and O.-J. Santos-Sánchez, “Optimal PI and PID Temperature Controls for a Dehydration Process,” *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2018.
- [7] V. F. Kuzishchin and V. S. Tsarev, “Algorithms for accelerated automatic tuning of controllers with estimating the plant model from the plant response to an impulse disturbance and under self-oscillation conditions,” *Thermal Engineering*, vol. 61, no. 4, pp. 281–290, 2014.
- [8] S. Moralejo, X. Penaranda, S. Nieto, A. Barrios, I. Arrizubieta, I. Tabernerero, and J. Figueras, “A feedforward controller for tuning laser cladding melt pool geometry in real time,” *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 89, no. 1-4, pp. 821–831, 2017.
- [9] G. K. R. Panyam Vuppu, S. Makam Venkata, and S. Kodati, “Robust Design of PID Controller Using IMC Technique for Integrating Process Based on Maximum Sensitivity,” *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, vol. 26, no. 5, pp. 466–475, 2015.

- [10] L. N. Petersen, N. K. Poulsen, H. H. Niemann, C. Utzen, and J. B. Jørgensen, “Comparison of three control strategies for optimization of spray dryer operation,” *Journal of Process Control*, vol. 57, pp. 1–14, 2017.
- [11] G. Valencia-Palomo, J. A. Rossiter, and F. R. López-Estrada, “Improving the feed-forward compensator in predictive control for setpoint tracking,” *ISA Transactions*, vol. 53, no. 3, pp. 755–766, 2014.
- [12] X. Kong, X. Liu, and K. Y. Lee, “Nonlinear multivariable hierarchical model predictive control for boiler-turbine system,” *Energy*, vol. 93, pp. 309–322, 2015.
- [13] H. Beirami, A. Z. Shabestari, and M. M. Zerafat, “Optimal PID plus fuzzy controller design for a PEM fuel cell air feed system using the self-adaptive differential evolution algorithm,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, no. 30, pp. 9422–9434, 2015.
- [14] G. Rigatos, P. Siano, S. Ademi, P. Wira, and M. C. Falvo, “A nonlinear H-infinity approach to optimal control of PEM fuel cells,” *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, vol. 3, no. 1, pp. 1895–1900, 2017.
- [15] V. De Oliveira, J. Jäschke, and S. Skogestad, “An autonomous approach for driving systems towards their limit: An intelligent adaptive anti-slug control system for production maximization,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 28, no. 6, pp. 104–111, 2015.
- [16] K. V. Gonzalez, S. Tebbani, D. Dumur, F. Lopes, D. Pareau, A. Thorigné, and S. Givry, “Adaptive control of lactic acid production process from wheat flour,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 28, no. 8, pp. 1087–1092, 2015.
- [17] I. Fernández, M. Berenguel, J. L. Guzmán, F. G. Ación, G. A. de Andrade, and D. J. Pagano, “Hierarchical control for microalgae biomass production in photobiorreactors,” *Control Engineering Practice*, vol. 54, pp. 246–255, 2016.
- [18] W. Won and K. S. Lee, *An energy-efficient operation system for a natural gas liquefaction process: Development and application to a 100 ton-per-day plant*, vol. 97. Elsevier Ltd, 2017.
- [19] M. Z. Jamaludin and C. L. Swartz, “Approximation of closed-loop prediction for dynamic real-time optimization calculations,” *Computers and Chemical Engineering*, vol. 103, pp. 23–38, 2017.
- [20] M. Sadeghassadi, C. J. Macnab, B. Gopaluni, and D. Westwick, “Application of neural networks for optimal-setpoint design and MPC control in biological wastewater treatment,” *Computers and Chemical Engineering*, vol. 115, pp. 150–160, 2018.
- [21] T. Chai, S. J. Qin, and H. Wang, “Optimal operational control for complex industrial processes,” *Annual Reviews in Control*, vol. 38, no. 1, pp. 81–92, 2014.

-
- [22] M. S. Elliott and B. P. Rasmussen, "Decentralized model predictive control of a multi-evaporator air conditioning system," *Control Engineering Practice*, vol. 21, no. 12, pp. 1665–1677, 2013.
- [23] A. S. Yamashita, P. M. Alexandre, A. C. Zanin, and D. Odloak, "Reference trajectory tuning of model predictive control," *Control Engineering Practice*, vol. 50, pp. 1–11, 2016.
- [24] R. M. Soares, J. C. Pinto, and A. R. Secchi, "An optimal control-based safety system for cost efficient risk management of chemical processes," *Computers and Chemical Engineering*, vol. 91, pp. 471–484, 2016.
- [25] H. Pan, W. Zhong, and Z. Wang, "An on-line constraint softening strategy to guarantee the feasibility of dynamic controller in double-layered MPC," *Chinese Journal of Chemical Engineering*, vol. 25, no. 12, pp. 1805–1811, 2017.
- [26] D. Zhao, E. Winward, Z. Yang, R. Stobart, and T. Steffen, "Real-Time Optimal Energy Management of Electrified Engines," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 11, pp. 251–258, 2016.
- [27] W. Won and J. Kim, "Bi-level optimizing operation of natural gas liquefaction process," *Computers and Chemical Engineering*, vol. 96, pp. 87–102, 2017.
- [28] A. I. Hinojosa, A. Ferramosca, A. H. González, and D. Odloak, "One-layer gradient-based MPC + RTO of a propylene/propane splitter," *Computers and Chemical Engineering*, vol. 106, no. November, pp. 160–170, 2017.
- [29] A. I. Hinojosa, B. Capron, and D. Odloak, "Realigned model predictive control of a propylene distillation column," *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, vol. 33, no. 1, pp. 191–202, 2016.
- [30] H. Lou, H. Su, Y. Gu, L. Xie, G. Rong, and W. Hou, "Simultaneous optimization and control for polypropylene grade transition with two-layer hierarchical structure," *Chinese Journal of Chemical Engineering*, vol. 23, no. 12, pp. 2053–2064, 2015.
- [31] W. Won and K. S. Lee, "Delta-operator-based adaptive model predictive control and online optimization of a natural gas liquefaction process," *Chemical Engineering Science*, vol. 162, pp. 21–32, 2017.
- [32] S. R. Cominesi, A. L. Bella, M. Farina, and R. Scattolini, "A multi-layer control scheme for microgrid energy management," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 27, pp. 256–261, 2016.
- [33] W. Tang and P. Daoutidis, "Distributed/Hierarchical Control Architecture Design * *Financial support from NSF-CBET is gratefully acknowledged." *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 12015–12020, 2017.

- [34] M. Klaučo, M. Kalúz, and M. Kvasnica, “Real-time implementation of an explicit MPC-based reference governor for control of a magnetic levitation system,” *Control Engineering Practice*, vol. 60, no. November 2016, pp. 99–105, 2017.
- [35] F. A. Bayer, M. A. Müller, and F. Allgöwer, “On optimal system operation in robust economic MPC,” *Automatica*, vol. 88, pp. 98–106, 2018.
- [36] T. Rodríguez-Blanco, D. Sarabia, D. Navia, and C. De Prada, “Modifier-adaptation methodology for RTO applied to distillation columns,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 28, no. 8, pp. 223–228, 2015.
- [37] M. E. Villanueva, B. Chachuat, and B. Houska, “Robust Optimal Feedback Control for Periodic Biochemical Processes,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 18, pp. 756–761, 2018.
- [38] R. Tchamna and M. Lee, “Optimization approach for the analytical design of an industrial PI controller for the optimal regulatory control of first order processes under operational constraints,” *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, vol. 80, pp. 85–99, 2017.
- [39] S. Vera, F. Petric, G. Heredia, A. Ollero, and Z. Kovacic, *Trajectory Planning Based on Collocation Methods for Adaptive Motion Control of Multiple Aerial and Ground Autonomous Vehicles*. Elsevier Inc., 2016.
- [40] X.-S. Yang, “Calculus of Variations,” in *Engineering Mathematics with Examples and Applications*, vol. 2, pp. 309–317, 2017.
- [41] S. J. Fletcher, *Introduction to Calculus of Variation*. 2018.
- [42] Luis Mariano Serrano Malagón Oscar Andrés Alvarez León, *Introducción al Control Óptimo y aplicación del Principio de Pontryagin al comportamiento de un motor de Corriente Continua*. PhD thesis, Universidad Pontificia Bolivariana, 2009.
- [43] R. E. Kálmán, “Contributions to the theory of optimal control,” 1960.
- [44] L. Tatiana and P. Galvis, “Diseño e implementación de un Control Óptimo LQR con la tarjeta Raspberry Pi,” p. 104, 2016.
- [45] R. SZABOLCSI, “Design and Development of the Lqr Optimal Controller for the Unmanned Aerial Vehicle,” *Review of the Air Force Academy*, vol. 16, no. 1, pp. 45–54, 2018.
- [46] A. Ramdani and S. Grouni, “Dynamic matrix control and generalized predictive control, comparison study with IMC-PID,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 28, pp. 17561–17570, 2017.
- [47] P. N. Chikasha and C. Dube, “Adaptive Model Predictive Control of a Quadrotor,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 2, pp. 157–162, 2017.

-
- [48] P. Tatjewski, *Advanced control of industrial processes: structures and algorithms*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [49] C. E. Garcia and A. M. Morshedi, "Quadratic programming solution of dynamic matrix control (QDMC)," *Chemical Engineering Communications*, vol. 46, no. 1-3, pp. 73–87, 1986.
- [50] A. A. da Franca and D. Abel, "Dynamic Matrix Control of an Airfoil for Wind Turbine Application * *This work was supported by CAPES Scholarship No. BEX 8999/13-9.," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 8764–8768, 2017.
- [51] N. Faedo, S. Olaya, and J. V. Ringwood, "Optimal control, MPC and MPC-like algorithms for wave energy systems: An overview," *IFAC Journal of Systems and Control*, vol. 1, pp. 37–56, 2017.
- [52] M. A. Müller and K. Worthmann, "Quadratic costs do not always work in MPC," *Automatica*, vol. 82, pp. 269–277, 2017.
- [53] P. Vega, R. Lamanna de Rocco, S. Revollar, and M. Francisco, "Integrated design and control of chemical processes - Part I: Revision and classification," *Computers and Chemical Engineering*, vol. 71, pp. 602–617, 2014.
- [54] M. Kvasnica, P. Bakaráč, and M. Klaučo, "Complexity reduction in explicit MPC: A reachability approach," *Systems and Control Letters*, vol. 124, pp. 19–26, 2019.
- [55] J. F. Ricardo Barrera and E. Barrios Urueña, "Control Multivariable Lineal En Un Intercambiador De Calor.," *Ingeniería Investigación y Desarrollo*, vol. 17, no. 1, pp. 17–25, 2017.
- [56] S. J. Qin and T. A. Badgwell, "Process Control Dynamic," vol. 11, pp. 733–764, 2003.
- [57] M. G. Forbes, R. S. Patwardhan, H. Hamadah, and R. B. Gopaluni, "Model predictive control in industry: Challenges and opportunities," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 28, no. 8, pp. 531–538, 2015.
- [58] K. Worthmann, M. W. Mehrez, G. K. Mann, R. G. Gosine, and J. Pannek, "Interaction of open and closed loop control in MPC," *Automatica*, vol. 82, pp. 243–250, 2017.
- [59] Mathworks, "Matlab - MPC Controller Creation," 2016.
- [60] G. Acosta, C. A. González, and B. Pulido, "Basic tasks for knowledge-based supervision in process control," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 14, no. 4, pp. 441–455, 2001.
- [61] C. Serir, D. Rekioua, N. Mezzai, and S. Bacha, "Supervisor control and optimization of multi-sources pumping system with battery storage," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 41, no. 45, pp. 20974–20986, 2016.

- [62] T. Borangiu, S. Răileanu, V. E. Oltean, and A. Silișteanu, “Holonc Hybrid Supervised Control of a Radiopharmaceutical Production Plant,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 11, pp. 1249–1254, 2018.
- [63] Q. N. Tran, J. Scholten, L. Ozkan, and A. C. Backx, *A model-free approach for auto-tuning of model predictive control*, vol. 19. IFAC, 2014.
- [64] A. Marquez, C. Gomez, P. Deossa, and J. J. Espinosa, *Hierarchical control of large scale systems: A zone control approach*, vol. 13. IFAC, 2013.
- [65] M. Z. Jamaludin and C. L. Swartz, “Coordination of Distributed MPC Systems via Dynamic Real-time Optimization,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 6184–6189, 2017.
- [66] A. Ferramosca, D. Limon, I. Alvarado, and E. F. Camacho, “Cooperative distributed MPC for tracking,” in *Automatica*, vol. 49, pp. 906–914, Elsevier Ltd, 2013.
- [67] S. Mokhatab, W. A. Poe, and J. Y. Mak, “Chapter 19 - process modeling and simulation of gas processing plants,” in *Handbook of Natural Gas Transmission and Processing (Fourth Edition)* (S. Mokhatab, W. A. Poe, and J. Y. Mak, eds.), pp. 579 – 614, Gulf Professional Publishing, fourth edition ed., 2019.
- [68] M. B. Ortiz-Moctezuma, *Sistemas dinámicos en tiempo continuo: Modelado y simulación*. 12 2015.
- [69] L. F. Chaparro and A. Akan, “Chapter 2 - continuous-time systems,” in *Signals and Systems Using MATLAB (Third Edition)* (L. F. Chaparro and A. Akan, eds.), pp. 115 – 165, Academic Press, third edition ed., 2019.
- [70] A. Rashid and O. Hasan, “Formal analysis of continuous-time systems using fourier transform,” *Journal of Symbolic Computation*, vol. 90, pp. 65 – 88, 2019. Symbolic Computation in Software Science.
- [71] L. F. Chaparro and A. Akan, “Chapter 9 - discrete-time signals and systems,” in *Signals and Systems Using MATLAB (Third Edition)* (L. F. Chaparro and A. Akan, eds.), pp. 487 – 557, Academic Press, third edition ed., 2019.
- [72] E. Eshkabilov, S., and Madirimov, “Mathematical Modeling and System Identification Aspects of Heat Flow Process inside a Closed Box,” pp. 1–13, 2013.
- [73] H. A. Idornigie, “Recursive Subspace System Identification (RSSID) algorithms,” 2017.
- [74] N. Instruments, “Selecting a Model Structure in the System Identification Process - Natio ... Selecting a Model Structure in the System Identification Process - Natio ...,” pp. 1–4, 2014.
- [75] MathWorks2, “System Identification Overview - MATLAB & Simulink.pdf,” p. 11, 2016.

-
- [76] A. Esmaili, J. Li, J. Xie, and J. D. Isom, "Closed-loop identification for plants under model predictive control," *Control Engineering Practice*, vol. 72, no. December 2017, pp. 206–218, 2018.
- [77] A. A. Taimoor, "Virtualization of the process control laboratory using ASPEN HYSYS," *Computer Applications in Engineering Education*, vol. 24, no. 6, pp. 887–898, 2016.
- [78] RAE ASALE, "«Diccionario de la lengua española» - Edición del Tricentenario."
- [79] Nibib.nih.gov, "Modelado Computacional | National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering," 2019.
- [80] F. Acebes and R. Prada, "UN ENTORNO DE MODELADO INTELIGENTE Y SIMULACIÓN DISTRIBUIDA DE PLANTAS DE PROCESO," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 1, no. 1, pp. 42–48, 2004.
- [81] Alfonso Urquía Moraleda and C. M. Villalba, *MÉTODOS DE SIMULACIÓN Y MODELADO*. UNED. UNIVERSIDAD NACIONAL DE EDUCACION A DISTANCIA, 2016.
- [82] F. Acebes, R. Mazaeda, and C. D. Prada, "Modelado y Simulación del Proceso de Producción del Azúcar Modelado y Simulación del Proceso de Producción del Azúcar," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 7912, no. July, pp. 21–31, 2009.
- [83] A. R. C. SAAVEDRA, "SIMULACIÓN DEL PROCESO DE FACILIDADES DE PRODUCCIÓN DE PETRÓLEO DEL CAMPO VILLANO, BLOQUE 10.," 2012.
- [84] T. Mariño-Peacok, B. L. Labrada-Vázquez, and A. E. Sánchez del Campo-Lafita, "Simulación de la unidad de estabilización de la refinería "Hermanos Díaz" empleando el simulador Aspen Hysys 8.0," *RTQ [Online]*, vol. 36, no. 3, pp. 296–310, 2016.
- [85] E. Castro COSTA, V. M. Borges CUNHA, J. V. Monteiro LOPES, N. Teixeira MACHADO, and M. Emmi ARAÚJO, "SIMULAÇÕES COM O ASPEN HYSYS EMPREGANDO DIFERENTES EQUAÇÕES DE ESTADO E REGRAS DE MISTURA: APLICAÇÕES PARA O GÁS NATURAL," in *Química: Inovação e Empreendedorismo*, (Belém, Pará), Universidade Federal do Pará/Faculdade de Engenharia Química/Laboratório de Simulação de Processos e Termodinâmica Aplicada (UFPA/FEQ/TERM@), 2017.
- [86] D. Fernando and C. Salamanca, "AUTOMATIZACIÓN DE UN SISTEMA DE TEA BAJO SIMULACIÓN CON ASPEN HYSYS Y RSLOGIX 5000," 2016.
- [87] O. Trygve, "Hysyslib - a library of Matlab m-file functions," 2008.
- [88] A. Halldin, "Control of a Multivariable Lighting System," 2017.

- [89] G. A. Bustos, A. Ferramosca, J. L. Godoy, and A. H. González, "Application of Model Predictive Control suitable for closed-loop re-identification to a polymerization reactor," *Journal of Process Control*, vol. 44, pp. 1–13, 2016.
- [90] C. Bo, J. Li, L. Yang, H. Yi, J. Tang, and X. Qiao, "MPC of distillation column with side reactors for methyl acetate," *Chinese Journal of Chemical Engineering*, vol. 25, no. 12, pp. 1798–1804, 2017.
- [91] P. Navrátil and J. Ivanka, "Recursive estimation algorithms in Matlab & Simulink development environment," *WSEAS Transactions on Computers*, vol. 13, no. 1, pp. 691–702, 2014.
- [92] S. Bedoui, M. Ltaïef, and K. Abderrahim, "Online Identification of Multivariable Discrete Time Delay Systems Using a Recursive Least Square Algorithm," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2013, no. September, pp. 1–18, 2013.
- [93] Z. Wang, Q. Jin, and X. Liu, "Recursive least squares identification of hybrid Box-Jenkins model structure in open-loop and closed-loop," *Journal of the Franklin Institute*, vol. 353, no. 2, pp. 265–278, 2016.
- [94] A. Rodríguez-Mariano, G. Reynoso-Meza, D. E. Páramo-Calderón, E. Chávez-Conde, M. A. García-Alvarado, and J. Carrillo-Ahumada, "Análisis del desempeño de controladores lineales sintonizados en diferentes estados estacionarios del biorreactor de Cholette mediante técnicas de decisión multi-criterio," *Revista Mexicana de Ingeniería Química*, vol. 14, no. 1, pp. 167–204, 2015.
- [95] J. H. Gutierrez and A. A. Gomez, "Diseño de un sistema de control supervisor híbrido," 2009.
- [96] S. Guo, B. Jiang, F. Zhu, and Z. Wang, "Luenberger-like interval observer design for discrete-time descriptor linear system," *Systems and Control Letters*, vol. 126, pp. 21–27, 2019.
- [97] Y. Xi, H. Qiu, D. Li, N. Yang, and R. Niu, "FPGA based QDMC control for reverse-osmosis water desalination system," *Desalination*, vol. 285, pp. 83–90, 2011.
- [98] E. Kreindler, "Contributions to the theory of time-optimal control," *Journal of the Franklin Institute*, vol. 275, no. 4, pp. 314–344, 1963.
- [99] J. Caipa, J. Rodriguez, and J. Salamanca, "Control Digital de Nivel Para Sistema de Tanques Interconectados Mediante Servo-Válvula," *Control*, vol. 22, no. 11, pp. 1–8, 2010.
- [100] P. Geladi and B. R. Kowalski, "Partial least-squares regression: a tutorial," *Analytica Chimica Acta*, vol. 185, no. C, pp. 1–17, 1986.
- [101] D. Laurí, J. Salcedo, S. García-Nieto, and M. Martínez, "A PLS approach to identifying predictive ARX models," *Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications*, pp. 1460–1465, 2009.

-
- [102] D. Laurí, M. Martínez, J. V. Salcedo, and J. Sanchis, "PLS-based model predictive control relevant identification: PLS-PH algorithm," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 100, no. 2, pp. 118–126, 2010.
- [103] R. Pintelon, Y. Rolain, and J. Schoukens, "Box-Jenkins identification revisited—Part II: Applications," *Automatica*, vol. 42, no. 1, pp. 77–84, 2006.
- [104] "202087933-Ljung-L-System-Identification-Theory-for-User.pdf."
- [105] Y. Lü and J. Liang, "Multi-loop constrained iterative model predictive control using ARX-PLS decoupling structure," *Chinese Journal of Chemical Engineering*, vol. 21, no. 10, pp. 1129–1143, 2013.
- [106] P. M. Duvall and J. B. Riggs, "On-line optimization of the Tennessee Eastman challenge problem," *Journal of Process Control*, vol. 10, no. 1, pp. 19–33, 2000.
- [107] R. C. Gutiérrez-Urquidez, G. Valencia-Palomo, O. M. Rodríguez-Elias, and L. Trujillo, "Systematic selection of tuning parameters for efficient predictive controllers using a multiobjective evolutionary algorithm," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 31, pp. 326–338, 2015.
- [108] K. K. Sørensen, J. Stoustrup, and T. Bak, "Adaptive MPC for a reefer container," *Control Engineering Practice*, vol. 44, pp. 55–64, 2015.
- [109] F. Adala, A. M. Pagano, and M. C. Gely, "Simulación de procesos mediante Hysys : una herramienta educativa para el estudio de casos," vol. 3, no. 1, 2008.
- [110] W. L. Luyben, "Aspen Dynamics simulation of a middle-vessel batch distillation process," *Journal of Process Control*, vol. 33, pp. 49–59, 2015.
- [111] V. Adetola and M. Guay, *Robust Adaptive MPC for Systems with Exogeneous Disturbances** *The authors would like to acknowledge the financial support of the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada., vol. 42. IFAC, 2009.
- [112] T. T. Tuan, L. D. Tufa, M. I. A. Mutalib, and A. F. M. Abdallah, "Control of Depropanizer in Dynamic Hysys Simulation Using MPC in Matlab-Simulink," *Procedia Engineering*, vol. 148, pp. 1104–1111, 2016.
- [113] D. DeHaan, V. Adetola, and M. Guay, *Adaptive Robust Mpc: an Eye Towards Computational Simplicity*, vol. 40. IFAC, 2007.
- [114] I. Ben Abdelwahed, A. Mbarek, and K. Bouzrara, "Adaptive MPC based on MIMO ARX-Laguerre model," *ISA Transactions*, vol. 67, pp. 330–347, 2017.
- [115] M. Shouche, H. Genceli, P. Vuthandam, and M. Nikolaou, "SIMULTANEOUS CONSTRAINED MODEL PREDICTIVE CONTROL AND IDENTIFICATION OF DARX PROCESSES Suggested running title : MPC of DARX Processes," *ReVision*, vol. 34, no. 713, 1998.

- [116] K. Kumar, T. A. N. Heirung, S. C. Patwardhan, and B. Foss, “Experimental evaluation of a MIMO adaptive dual MPC,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 28, no. 8, pp. 545–550, 2015.
- [117] M. Tanaskovic, D. Sturzenegger, R. Smith, and M. Morari, “Robust Adaptive Model Predictive Building Climate Control,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 1871–1876, 2017.
- [118] A. Papasavvas, T. de Avila Ferreira, A. G. Marchetti, and D. Bonvin, “Real-Time Optimization via Modifier Adaptation using Partial Plant Models,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 4666–4671, 2017.
- [119] A. Leva, F. M. Benzi, V. Magagnotti, and G. Vismara, “Sporadic Model Predictive Control,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 4887–4892, 2017.
- [120] H. Ferreau, S. Almér, R. Verschueren, M. Diehl, D. Frick, A. Domahidi, J. Jerez, G. Stathopoulos, and C. Jones, “Embedded Optimization Methods for Industrial Automatic Control * *Support by the EU via ERC-HIGHWIND (259 166), ITN-TEMPO (607 957), and ITN-AWESCO (642 682) and by the DFG within Reseach Unit FOR 2401 is gratefully acknowledged.,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 13194–13209, 2017.
- [121] Y. Zhou, E. J. van Kampen, and Q. P. Chu, “Incremental model based online dual heuristic programming for nonlinear adaptive control,” *Control Engineering Practice*, vol. 73, no. July 2017, pp. 13–25, 2018.
- [122] G. A. Carling and R. K. Wood, “THE DYNAMICS AND CONTROL OF A DE PROP ANIZER,” *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 19, no. 15, pp. 167–173, 1986.
- [123] Y. H. Abdullah Alabdulkarema, Amir Mortazavi, “Optimization of propane pre-cooled mixed refrigerant LNG plant,” *Applied Thermal*, vol. 31, no. 6-7, pp. 1091–1098, 2011.
- [124] M. Fikar, M. A. Latifi, J. P. Corriou, and Y. Creff, “CVP-based optimal control of an industrial depropanizer column,” *Computers and Chemical Engineering*, vol. 24, no. 2-7, pp. 909–915, 2000.
- [125] S. A. Taqvi, L. D. Tufa, and S. Muhadizir, “Optimization and Dynamics of Distillation Column Using Aspen Plus®,” *Procedia Engineering*, vol. 148, pp. 978–984, 2016.
- [126] A. Nandan and S. Imtiaz, “Nonlinear model predictive control of managed pressure drilling,” *ISA Transactions*, vol. 69, pp. 307–314, 2017.
- [127] A. Nandan, S. Imtiaz, and S. Butt, “Robust control of managed pressure drilling,” *Oceans - St. John's, 2014*, pp. 1–8, 2014.

-
- [128] O. Santander, A. Elkamel, and H. Budman, "Economic model predictive control of chemical processes with parameter uncertainty," *Thesis*, vol. 95, 2016.
- [129] T. T. Tuan, L. D. Tufa, M. I. A. Mutalib, and A. F. M. Abdallah, "Control of Depropagizer in Dynamic Hysys Simulation Using MPC in Matlab-Simulink," in *Procedia Engineering*, vol. 148, pp. 1104–1111, The Author(s), 2016.
- [130] G. C. Goodwin, J. C. Agüero, J. S. Welsh, J. I. Yuz, G. J. Adams, and C. R. Rojas, "Robust identification of process models from plant data," *Journal of Process Control*, vol. 18, no. 9, pp. 810–820, 2008.
- [131] K. Chen and Y. Liu, *Adaptive control of continuous time-varying bioprocesses using recursive kernel learning controller with polynomial form*, vol. 13. IFAC, 2013.
- [132] T. Chai, S. J. Qin, and H. Wang, "Optimal operational control for complex industrial processes," *Annual Reviews in Control*, vol. 38, no. 1, pp. 81–92, 2014.

Anexo A

Interfaz Aspen HYSYS - MATLAB para el intercambio y la manipulación de datos

A.1. Comunicación entre Aspen HYSYS y MATLAB

A.1.1. Ejemplos librería hysysmat

```
% Example of hysyslib usage. Matlab printout.

% Create a connection to Hysys.
> hysys = hyconnect;

% Stop the solver, given it was initially running.
> hysolvertoggle(hysys);

% Create a connection to a spreadsheet.
> sprd = hyspread(hysys, 'Name of spreadsheet');

% Connect to the cells A1, A2 og A3 in the spreadsheet.
> c = hycell(sprd, {'A1', 'A2', 'A3'});

% Read the values of the cells.

> hyvalue(c)
ans =
1.0e+004 *
0.0000    4.1444    0.7314

% Change the value of cell A1 to 0.10.
> hyset(c{1}, 0.10);

% Start solving.
```

```
» hysolvertoggle(hysys);

% Check if the solver is running.
» hyissolving(hysys)
ans =
0

% Read new values of the cells
» hyvalue(c)
ans =
1.0e+004 *
0.0000    4.3882    0.4876

% Check the units of the cells.
» hyunits(c)
ans =
''    'kgmole/h'    'kgmole/h'

% Release the connection to Hysys.  Simply runs release(hysys).
» hyrelease(hysys);
```

A.1.2. Función de Simulink para la implementación de las capas de optimización

```

1
2 function [sys,x0,str,ts] = FWK0model(t,x,u,flag,A,B,C,Ts,ymin,ymax)
3
4 switch flag
5
6     %%%%%%%%%%%%%%%
7     % Initialization %
8     %%%%%%%%%%%%%%%
9     case 0
10        [sys,x0,str,ts]=mdlInitializeSizes(Ts);
11
12        %%%%%%%%%%%%%%%
13        % Derivatives %
14        %%%%%%%%%%%%%%%
15        case 1
16            sys=mdlDerivatives(t,x,u);
17
18        %%%%%%%%%%%%%%%
19        % Update %
20        %%%%%%%%%%%%%%%
21        case 2,
22            sys=mdlUpdate(t,x,u,A,B,C,Ts,ymin,ymax);
23
24        %%%%%%%%%%%%%%%
25        % Output %
26        %%%%%%%%%%%%%%%
27        case 3
28            sys=mdlOutputs(t,x,u,C);
29
30        %%%%%%%%%%%%%%%
31        % Terminate %
32        %%%%%%%%%%%%%%%
33        case 9
34            sys = [];          % do nothing
35
36        otherwise
37            DASTudio.error('Simulink:blocks:unhandledFlag', num2str(flag));
38
39 end
40
41 % end mixedm
42

```

A.1. Comunicación entre Aspen HYSYS y MATLAB

```
43 %
44 %=====
45 % mdlInitializeSizes
46 % Return the sizes, initial conditions, and sample times for the
47 % S-function.
48 %=====
49 %
50 function [sys,x0,str,ts]=mdlInitializeSizes(Ts)
51
52 sizes = simsizes;
53 sizes.NumContStates = 0;
54 sizes.NumDiscStates = 16;      % [Hss(k-1) yss]
55 sizes.NumOutputs    = 2*2;    % respuestas obtenidas y consignas
56                       % optimas
57 sizes.NumInputs     = 3;      % [EnergyFlow, PressValve, AlimFlow]
58 sizes.DirFeedthrough = 0;
59 sizes.NumSampleTimes = 1;
60
61 sys = simsizes(sizes);
62 x0 = 0;
63 str = [];
64 ts = [Ts 0];
65
66 % end mdlInitializeSizes
67
68 %
69 %=====
70 % mdlDerivatives
71 % Compute derivatives for continuous states.
72 %=====
73 %
74 function sys=mdlDerivatives(t,x,u)
75 % Modelo
76 sys = [];
77
78 % end mdlDerivatives
79
80 %
81 %=====
82 % mdlUpdate
83 % Handle discrete state updates, sample time hits, and major
84 % time step
85 % requirements.
86 %=====
87 %
88 function sys=mdlUpdate(t,x,u,A,B,C,Ts,ymin,ymax)
89
```

Anexo A. Interfaz HYSYS - MATLAB

```
90 m = u(1:2); %variables manipuladas
91 w = u(3);   %disturbio
92
93
94 % Capa superior
95 % LSS0: Calculo de entrada de regimen permanente optima
96 % de acuerdo con la entrada del controlador calculada en el
97 % instante k-1 (la cual es la leida en el instante k, ya que la
98 % actualizacion de esta ley de control se hara en el MPC.
99
100 [ysst,usst] = LSS0_Fcn(m,w,A,B,C,ymin,ymax);
101
102
103 % Capa SST0
104 % Ganancia linealizada cada (Tactua+1) periodos de muestreo
105 Tactua = 4;
106 if mod(t/Ts,Tactua) < 1e-8
107     YSS = Yss(m,w,A,B,C);
108 else
109     YSS = x(13:14); % El valor anterior de Yss
110 end
111 [yss,~] = SST0_Fcn2(usst,ysst, A,B,C,ymin,ymax);
112
113
114 % Modelo de tiempo discreto
115 xc = x(1:12);
116 dxc = A*xc+B*u;
117
118 % Actualizacion de estados de tiempo discreto
119 sys = [dxc;YSS;yss]; % Actualizacion del estado discreto
120 % end mdlUpdate
121
122 %
123 %=====
124 % mdlOutputs
125 % Return the output vector for the S-function
126 %=====
127 %
128 function sys=mdlOutputs(t,x,u,C)
129 xs = x(1:12);
130 y = C*xs;
```

A.1.3. Funciones para el establecimiento y la lectura de las variables provenientes de la SPREADSHEET

A.1.3.1. Función de Matlab implementada en Simulink (MATLAB Function) para el envío de los esfuerzos de control desde el MPC hacia la SPREADSHEET de Aspen HYSYS

Función MATLAB IN

```

1 function fcn(u)
2
3 coder.extrinsic('hyconnect');
4 coder.extrinsic('hyspread');
5 coder.extrinsic('hycell');
6 coder.extrinsic('hyset');
7
8 % Establecer la conexion con hysys (la simulacion debe
9 % estar abierta)
10 hysys = hyconnect;
11 sprd = hyspread(hysys, 'FWKO_ident');
12
13 % A2 - Apertura Valvula Gas
14 % A3 - Flujo de energia del intercambiador
15
16 % Flujo molar: 1 kmol/s = 3600 kmol/h;
17 %           1 kmol/h = 2.778e-4 kmol/s
18 % Flujo de energia: 1 kJ/s = 3600 kJ/h;
19 %           1 kJ/h = 2.778e-4 kJ/s
20 % Temperatura: Celsius
21 % Presion en la vasiija: 1 kPa = 1000 Pa
22
23
24 % Recibe los valores de las celdas y los almacena en
25 % el espacio de trabajo.
26
27 EneFlow = hycell(sprd, ['A3']);
28 VGasIn = hycell(sprd, ['A2']);
29
30 EnF = u(2,1);
31 vFG = u(1,1);
32
33 hyset(VGasIn, vFG);           %Porcentaje aperturaVPresion
34 hyset(EneFlow, EnF);         %Porcentaje aperturaVEnergia

```

A.1.3.2. Función de Matlab implementada en Simulink (MATLAB Function) para la captura de los datos de salida (Temperatura y Presión) provenientes de la spreadsheet de Aspen HYSYS

Función HYSYS OUT

```
1 function y = fcn
2
3 y =[60; 420];          % Temperatura y Presion iniciales
4
5 % Flujo molar: 1 kmol/s = 3600 kmol/h;
6 %           1 kmol/h = 2.778e-4 kmol/s
7 % Flujo de energia: 1 kJ/s = 3600 kJ/h;
8 %           1 kJ/h = 2.778e-4 kJ/s
9 % Temperatura: Celsius
10 % Presion en la vasija: 1 kPa = 1000 Pa
11
12 coder.extrinsic('hyconnect');
13 coder.extrinsic('hyspread');
14 coder.extrinsic('hycell');
15 coder.extrinsic('hyvalue');
16
17 % C4 - Temperatura Intercambiador
18 % C5 - Presion en la vasija
19
20 hysys = hyconnect;
21 sprd = hyspread(hysys, 'FWKO_ident');
22 % Recibe los valores de las celdas y los almacena en el espacio
23 % de trabajo.
24
25 %%%% Salidas
26 TempInt      = hycell(sprd, 'C4');
27 PresVasija   = hycell(sprd, 'C5');
28
29
30 TemperatInter = hyvalue(TempInt);
31 PresionVasija = hyvalue(PresVasija);
32
33 y = [TemperatInter; PresionVasija];
```

Anexo B

Criterios de selección

B.1. Criterio de selección para la herramienta de modelado

Anexo B. Criterios de selección

Simulador (Fabricante)	Tipo de licencia	Características principales	Interacción con otras herramientas y/o entornos
Arena (Rockwell)	Propietaria	Modelado y simulación de eventos discretos Herramientas para analisis estadístico Animación 2D y 3D Simula líneas de prod., supply chains, etc. No enfatiza en los procesos de transformación	Admite VBA Importación desde Visio Comunic. con Excel Comunic. con Access Conexion por ActiveX
Aspen Plus (Aspen Technology)	Propietaria	Considerado el más potente en simulación Simulación en estado estacionario Las bases de datos más completas de comp. químicos y paquetes termodinamicos Manipulación de solidos y petroleos Permite realizar balances de masa y energía Permite realizar dimensionamiento de equipos	Admite VBA Comunic. con Excel a través de macros Creación de DLL con FORTRAN
Aspen HYSYS (Aspen Technology)	Propietaria	Comparable en potencia con Aspen Plus Enfocado a procesos del sector Oil & Gas Permite añadir componentes hipotéticos Permite realizar balances y dimensionar equipos Simulación estacionaria y dinámica Simulación bidireccional	Permite añadir program. en Visual Basic Comunic. con Excel a través de macros Conexión por ActiveX Conexión por OPC
CHEMCAD (Chemstations Inc.)	Propietaria	Simulador de proposito general (para proc. quim) Simulación de estado estacionario Bases de datos de componentes y paquetes termodin. Paquetes adicionales para simulación dinámica y procesos discontinuos	Admite VBA Comunic. con Excel Sistemas de entrenamiento para operarios (OTS) Conexión por OPC
CHEMSEP	Propietaria: Con versión de prueba y versión completa	Módulo autónomo perteneciente a COCOSimulator Simulación de columnas de destilación, absorción y operaciones de extracción Permite incluir modelos de columnas de equilibrio inestable	Exportación a hojas de cálculo, formatos de texto y HTML
COCOSimulator	Libre (Gratuita)	Simulador de procesos químicos libre Desarrollado para su uso con paquetes acordes a las necesidades de cada usuario	Comunic. con Excel Exportacion a xml Importación desde MATLAB
DWSIM	Libre (Gratuita)	Simulador de procesos químicos integrable con ChemSep Soporte para sistemas reactivos Herramientas para caracterización de crudos Generación de componentes hipotéticos	Add-In para cálculos termodinámicos en Excel Soporta scripts PYTHON Archivo DLL para librería termodinámica
PRO/II (SimulationSciences)	Propietaria	Simulador de proc. químicos de proposito general Simulación de estado estacionario Permite realizar balances de procesos continuos	Permite añadir program. en Visual Basic Comunic. con Excel Comunic. con MATLAB
EcosimPro (EmpresariosAgrupados)	Propietaria	Simulador de proc. continuos y discretos Simulador de proposito general Permite diseñar librerías de modelos reutilizables Permite simulación batch Probado en diferentes industrias (electronica, automóviles, aeronautica, etc.)	Comunic. con Excel Comunic. con MATLAB Conexión por OPC

Tabla B.1: Comparación entre herramientas para modelado

Anexo C

Comparación del desempeño de los controladores

C.1. Comparación de la respuesta temporal de los sistemas de control

C.1.1. Respuesta transitoria del sistema para distintos valores de disturbio

C.1.1.1. Control directo MPC

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.97	382.31
Tsubida (t_r)	69	125
Tpico (t_p)	2475	1849
Testabl (t_s)	3086	3230
M. Sobreimp (M_p)	23.40 %	30.50 %

(a) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 57.64 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.88	363.23
Tsubida (t_r)	54	65
Tpico (t_p)	122	129
Testabl (t_s)	440	467
M. Sobreimp (M_p)	8.25 %	10.70 %

(c) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 115.28 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.733	378.287
Tsubida (t_r)	67	109
Tpico (t_p)	184	230
Testabl (t_s)	568	592
M. Sobreimp (M_p)	10.40 %	10.84 %

(b) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 69.168 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.17	349.36
Tsubida (t_r)	48	45
Tpico (t_p)	99	97
Testabl (t_s)	152	366
M. Sobreimp (M_p)	4 %	6.14 %

(d) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 161.392 kgmol/h

Anexo C. Comparación del desempeño de los controladores

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.05	346.33
Tsubida (t_r)	50	45
Tpico (t_p)	99	96
Testabl (t_s)	46	161
M. Sobreimp (M_p)	3 %	4.93 %

(e) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 172.92 kgmol/h

C.1.1.2. Control MPC+LSSO

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.97	382.31
Tsubida (t_r)	67	134
Tpico (t_p)	2846	2148
Testabl (t_s)	3611	3416
M. Sobreimp (M_p)	23.71 %	30.78 %

(a) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 57.64 kgmol/h usando la estructura jerárquica

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.88	363.23
Tsubida (t_r)	55	66,5
Tpico (t_p)	121	124
Testabl (t_s)	342	469
M. Sobreimp (M_p)	7.98 %	10.54 %

(c) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 115.28 kgmol/h usando la estructura jerárquica

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.05	346.33
Tsubida (t_r)	100	91
Tpico (t_p)	178	175
Testabl (t_s)	378	248
M. Sobreimp (M_p)	2.51 %	3.4 %

(e) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 172.92 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.733	378.287
Tsubida (t_r)	69	120
Tpico (t_p)	198	245
Testabl (t_s)	482	385.8
M. Sobreimp (M_p)	8.92 %	9.36 %

(b) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 69.168 kgmol/h usando la estructura jerárquica

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.17	349.36
Tsubida (t_r)	61.3	58
Tpico (t_p)	115	113
Testabl (t_s)	174	296
M. Sobreimp (M_p)	3.96 %	5.76 %

(d) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 161.392 kgmol/h usando la estructura jerárquica

C.1.1.3. Control MPC+LSSO con actualización de modelos

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.97	382.31
Tsubida (t_r)	63	133,5
Tpico (t_p)	3779	1869
Testabl (t_s)	4407	4416
M. Sobreimp (M_p)	22.42 %	29.42 %

(a) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 57.64 kgmol/h usando la estructura con modelos actualizados

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.88	363.23
Tsubida (t_r)	50	63
Tpico (t_p)	117	123
Testabl (t_s)	332	445
M. Sobreimp (M_p)	7 %	9.32 %

(c) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 115.28 kgmol/h usando la estructura con modelos actualizados

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.05	346.33
Tsubida (t_r)	49	42
Tpico (t_p)	89	88
Testabl (t_s)	41	139
M. Sobreimp (M_p)	2.23 %	4 %

(e) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 172.92 kgmol/h con modelos actualizados

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.733	378.287
Tsubida (t_r)	58	105
Tpico (t_p)	180	231
Testabl (t_s)	563	591
M. Sobreimp (M_p)	8.63 %	9.02 %

(b) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 69.168 kgmol/h usando la estructura con modelos actualizados

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.17	349.36
Tsubida (t_r)	50	48
Tpico (t_p)	95	91
Testabl (t_s)	140	244
M. Sobreimp (M_p)	3.82 %	5.68 %

(d) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 161.392 kgmol/h usando la estructura con modelos actualizados

C.1.1.4. Estructura jerárquica con identificación en línea y horizonte de predicción 10

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.98	382.32
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	154	45
Testabl (t_s)	201.96	210.17
M. Sobreimp (M_p)	4.98 %	14.41 %

(a) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 57.64 Kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.9	363.24
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	17	19
Testabl (t_s)	153.55	171.14
M. Sobreimp (M_p)	7.44 %	8.91 %

(c) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 115.28 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.05	346.34
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	17	17
Testabl (t_s)	20.30	55
M. Sobreimp (M_p)	2.26 %	6.86 %

(e) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 172.92 kgmol/h con modelos actualizados

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.73	378.31
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	37	50
Testabl (t_s)	175.62	191.95
M. Sobreimp (M_p)	6.25 %	6.4 %

(b) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 69.168 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.2	349.34
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	18	18
Testabl (t_s)	40.76	71.14
M. Sobreimp (M_p)	3.02 %	6.5 %

(d) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 161.392 kgmol/h

C.1.1.5. Estructura jerárquica con identificación en línea y horizonte de predicción 50

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.98	382.32
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	189	52
Testabl (t_s)	240.43	249.12
M. Sobreimp (M_p)	4.52 %	11.76 %

(a) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 57.64 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.88	363.27
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	38	37
Testabl (t_s)	81.92	92.44
M. Sobreimp (M_p)	3.83 %	4.77 %

(c) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 115.28 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.05	346.34
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	18	17
Testabl (t_s)	41	45.22
M. Sobreimp (M_p)	1.72 %	6.16 %

(e) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 172.92 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	48.73	378.27
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	174	53
Testabl (t_s)	226.98	233.24
M. Sobreimp (M_p)	5.25 %	14.12 %

(b) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 69.168 kgmol/h

	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
Setpoint	47.17	349.36
Tsubida (t_r)	–	–
Tpico (t_p)	17	18
Testabl (t_s)	32.65	65.51
M. Sobreimp (M_p)	2.31 %	5.83 %

(d) Respuesta transitoria del FWKO para *Alimento* = 161.392 kgmol/h

C.1.2. Evaluación de las integrales del error y las señales de control

C.1.2.1. Control directo MPC

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	69365.20554	21525754.11
IAE	11485.04743	214446.3756
ITSE	118130623.2	41377481783
ISU	4791174.66	3796292.886
TVU	774.3112958	3516.771955

(a) Resultados de la evaluación basada en integrales para *Alimento* = 57.64 kgmol/h

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	461.5512283	47847.54866
IAE	955.920364	10010.58756
ITSE	314395.5831	32365966.29
ISU	139822.2111	182529.2865
TVU	152.3558254	365.5077818

(c) Resultados de la evaluación basada en integrales para *Alimento* = 115.28 kgmol/h

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	461.5512283	47847.54866
IAE	375.4275204	3983.26732
ITSE	31564.26236	4044661.648
ISU	149032.8372	117512.6077
TVU	95.75225914	456.9268116

(e) Resultados de la evaluación basada en integrales para *Alimento* = 172.92 kgmol/h

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	4733.522838	435316.9257
IAE	1601.821091	15162.44051
ITSE	991605.931	74993032.47
ISU	657069.0893	183892.8364
TVU	399.2004908	3944.991797

(b) Resultados de la evaluación basada en integrales para *Alimento* = 69.168 kgmol/h

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	679,9742096	126768.16
IAE	636.53	7172.73
ITSE	114039.28	14208559.38
ISU	47657.50	156467.02
TVU	163.74	480.42

(d) Resultados de la evaluación basada en integrales para *Alimento* = 161.392 kgmol/h

C.1.2.2. Control MPC+LSSO

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	82945.42287	27786267.22
IAE	13525.61679	260476.9255
ITSE	164613547.7	62515678352
ISU	5560117.105	4970669.779
TVU	683.328385	1054.182258

(a) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 57.64 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	3751.281147	314206.7863
IAE	964.1057949	10183.32417
ITSE	281263.7029	30374039.37
ISU	139356.7234	191494.4896
TVU	228.8013163	527.0320531

(c) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 115.28 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2831.602808	176612.1188
IAE	1005.149013	10119.43302
ITSE	277824.1416	33368952.26
ISU	435725.8308	125754.0025
TVU	301.3308421	907.8353756

(e) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 172.92 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	5786.727928	467748.8868
IAE	1493.348632	14322.06635
ITSE	872169.1102	67748875.13
ISU	715315.9474	146783.9268
TVU	305.0210697	1687.063972

(b) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 69.168 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2675.47905	176272.6454
IAE	666.5009972	6847.636396
ITSE	102020.2399	12176803.27
ISU	119715.9746	110572.7215
TVU	216.4826844	635.1272071

(d) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 161.392 \text{ kgmol/h}$

C.1.2.3. Control MPC+LSSO con actualización de modelos

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	98339.42359	29588999.05
IAE	16306.97348	296641.4512
ITSE	235113927	84227097492
ISU	7311402.74	5640482.568
TVU	854.4389826	1723.447167

(a) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 57.64 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	3400.869453	274770.3835
IAE	843.8149711	8889.131056
ITSE	230597.8628	24868936.77
ISU	126012.8176	217886.8553
TVU	221.2886397	601.1442207

(c) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 115.28 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2217,690707	133259,7869
IAE	389,2287115	4025,746181
ITSE	28092,71198	3523932,381
ISU	146335,9515	86071,11577
TVU	182,3813907	612,804729

(e) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 172.92 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	5492.128964	433637.8497
IAE	1444.966666	13533.14036
ITSE	774118.2794	59830258.92
ISU	685270.5013	140307.5725
TVU	290.4390218	1512.113699

(b) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 69.168 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2418.882452	151500.7515
IAE	450.3342227	4509.78374
ITSE	41817.22701	4863418.389
ISU	88895.78578	67237.86965
TVU	176.9723685	561.5405384

(d) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 161.392 \text{ kgmol/h}$

C.1.2.4. Estructura jerárquica con identificación en línea y horizonte de predicción 10

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	6927.71	399101.79
IAE	1077.42	9524.37
ITSE	211003.32	18417317.78
ISU	614329.89	114159.56
TVU	984.41	6811.91

(a) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 57.64 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	3211.22	200680.48
IAE	552.33	5575.17
ITSE	55886.73	6512760.56
ISU	207355.14	110609.43
TVU	797.32	6087.49

(c) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 115.28 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2332.40	149296.54
IAE	262.24	3415.02
ITSE	20401.17	3123451.25
ISU	5889.16	92839.49
TVU	697.73	5542.59

(e) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 172.92 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	3201.75	186651.59
IAE	649.48	6011.58
ITSE	80586.83	8466052.44
ISU	559658.37	88415.31
TVU	902.26	6306.91

(b) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 69.168 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2362.15	149327.58
IAE	262.11	3205.14
ITSE	17829.89	2624247.44
ISU	22462.82	53152.86
TVU	627.28	5102.49

(d) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 161.392 \text{ kgmol/h}$

C.1.2.5. Estructura jerárquica con identificación en línea y horizonte de predicción 50

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	6081.67	358811.48
IAE	1107.36	9935.22
ITSE	228878.77	20674472.58
ISU	754458.05	97878.26
TVU	971.57	6752.89

(a) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 57.64 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2621.92	157821.00
IAE	422.47	4246.02
ITSE	36831.99	4251543.44
ISU	196471.74	69724.89
TVU	711.13	5857.07

(c) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 115.28 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2324.81	145636.23
IAE	254.10	3287.23
ITSE	18612.40	2657204.81
ISU	7008.77	78409.51
TVU	639.00	5466.15

(e) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 172.92 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	6822.62	411489.21
IAE	1158.55	10388.06
ITSE	257554.12	22787398.94
ISU	705750.44	137906.83
TVU	946.28	6904.78

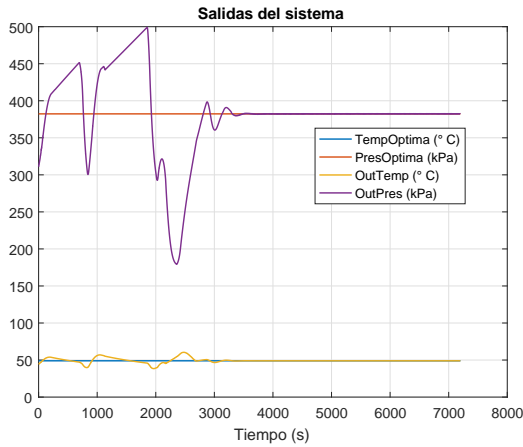
(b) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 69.168 \text{ kgmol/h}$

Criterio	Temperatura (Celsius)	Presión (kPa)
ISE	2340.23	146541.93
IAE	268.70	3291.07
ITSE	20142.05	2856949.74
ISU	24392.45	150922.11
TVU	657.05	6006.27

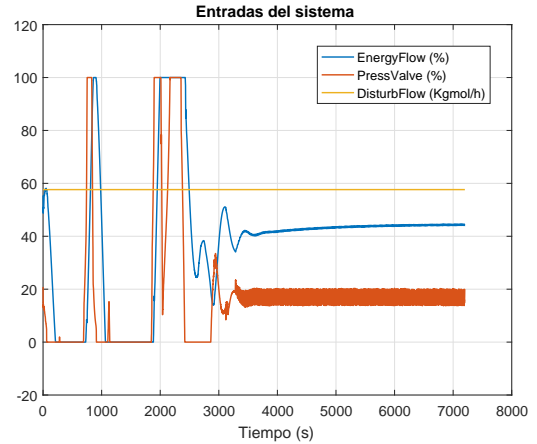
(d) Resultados de la evaluación basada en integrales para $Alimento = 161.392 \text{ kgmol/h}$

C.1.3. Curvas de respuesta temporal de los sistemas de control

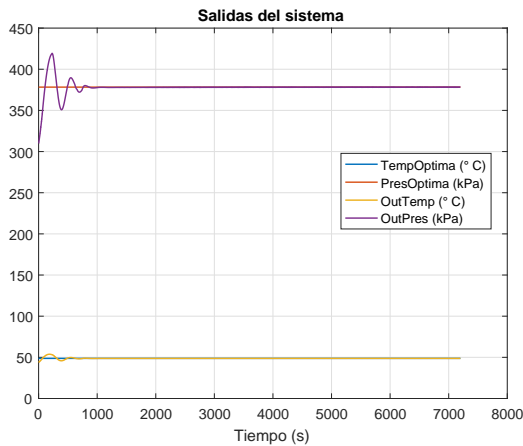
C.1.3.1. Control directo MPC



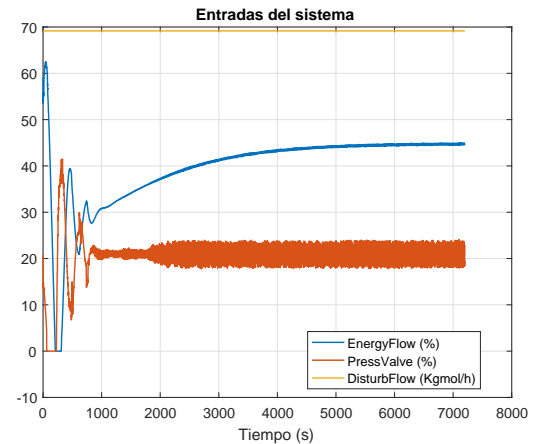
(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 57.64)



(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 57.64)

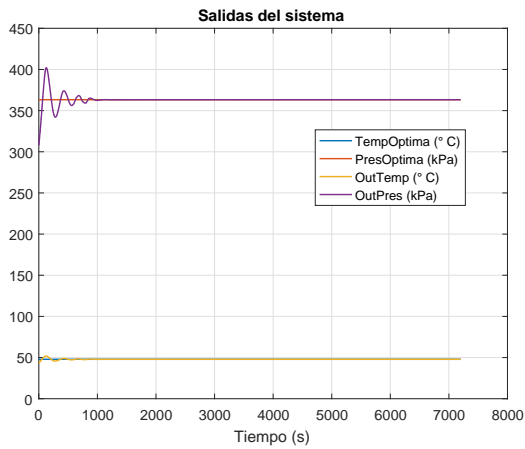


(c) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 69.168)

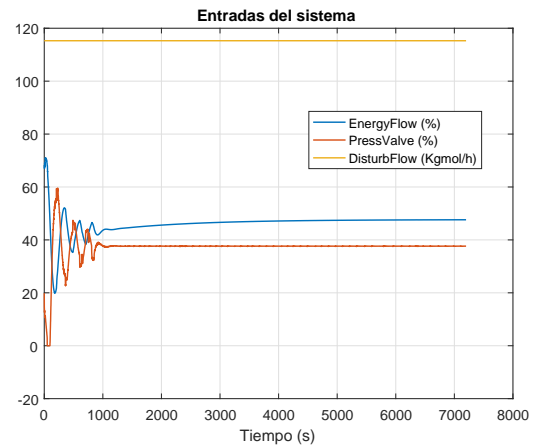


(d) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 69.168)

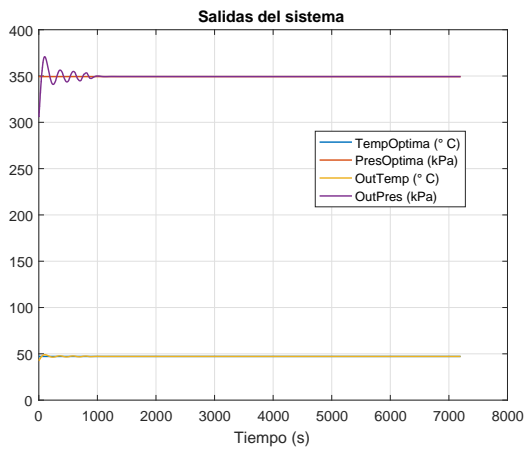
C.1. Comparación de las respuestas temporales



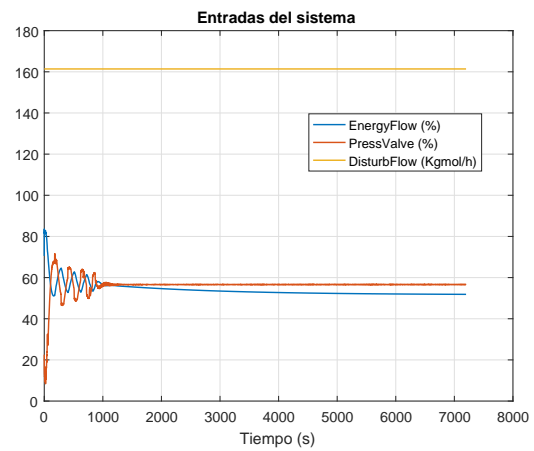
(e) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 115.28)



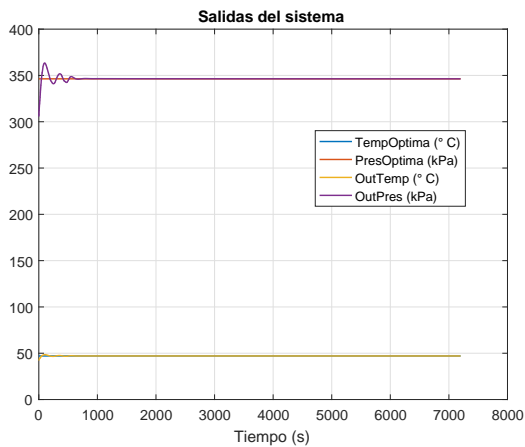
(f) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 115.28)



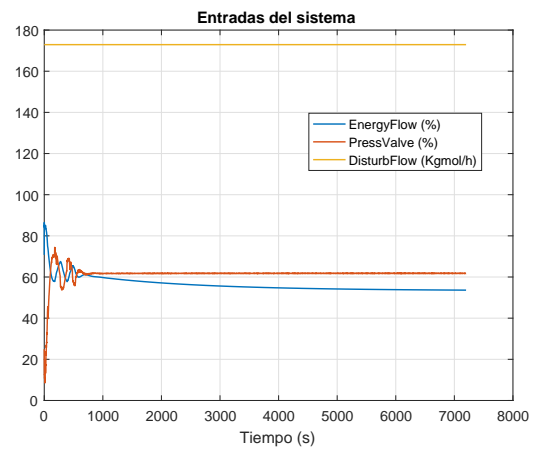
(g) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 161.392)



(h) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 161.392)



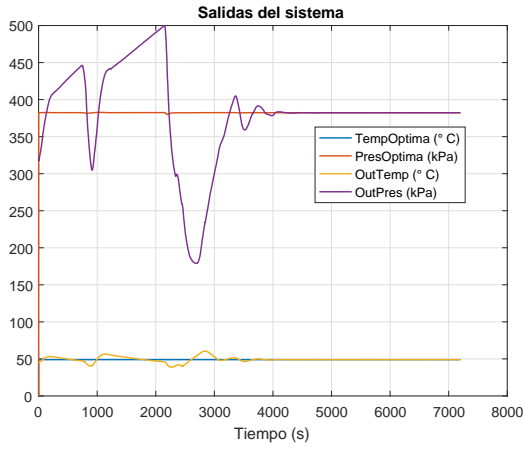
(i) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 172.92)



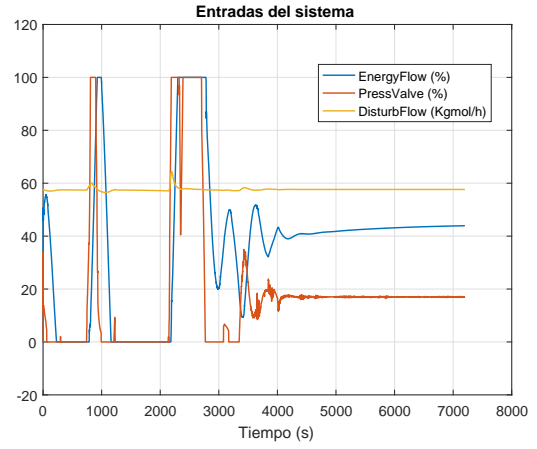
(j) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 172.92)

Figura C.1: Respuesta del controlador MPC sin la estructura jerárquica para diferentes flujos de Alimento

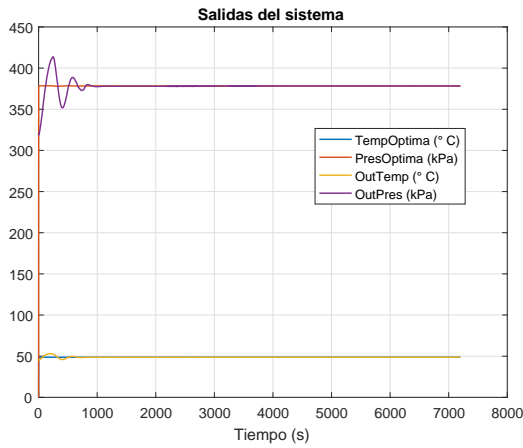
C.1.3.2. Control MPC+LSSO



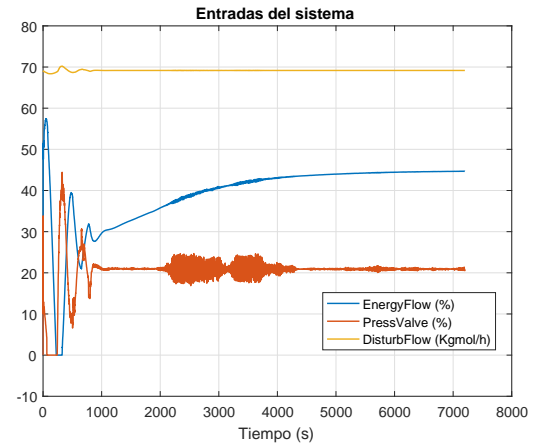
(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 57.64)



(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 57.64)

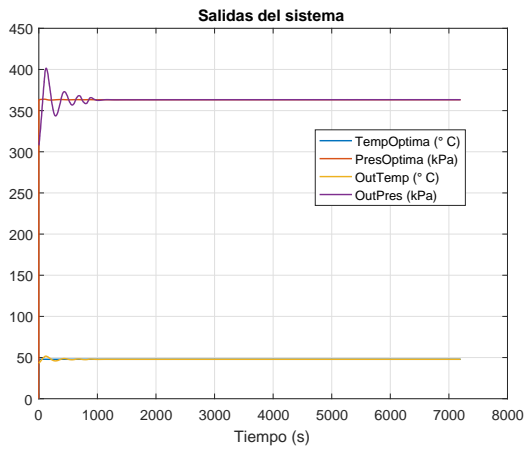


(c) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 69.168)

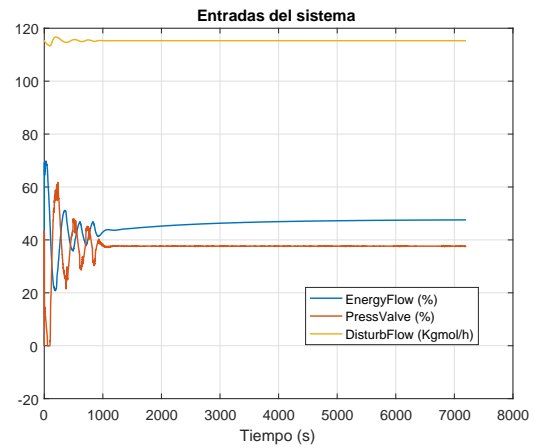


(d) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 69.168)

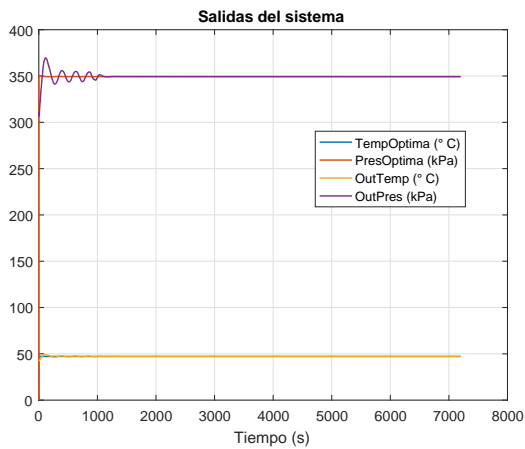
C.1. Comparación de las respuestas temporales



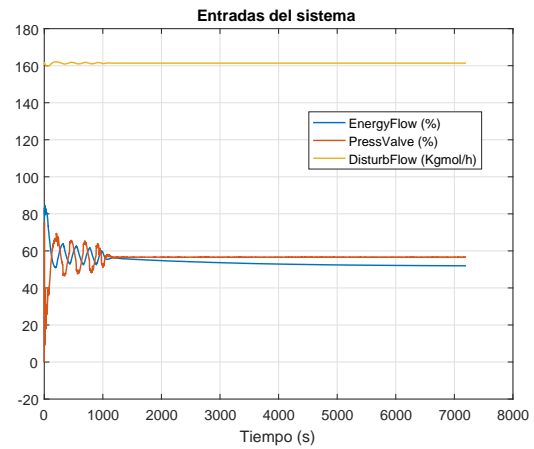
(e) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 115.28)



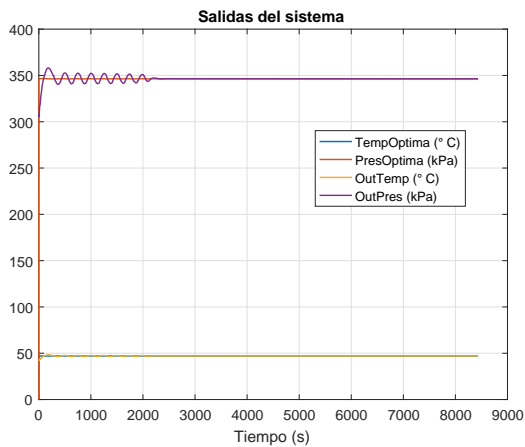
(f) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 115.28)



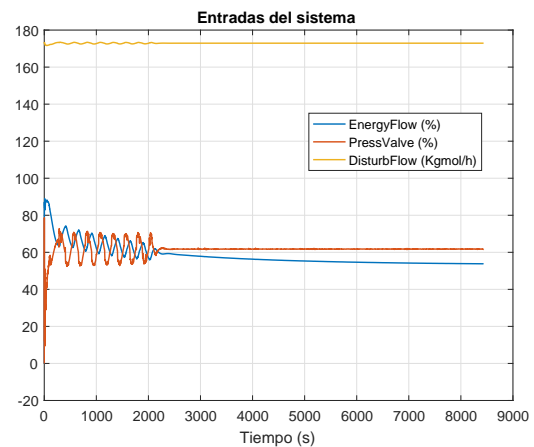
(g) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 161.392)



(h) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 161.392)



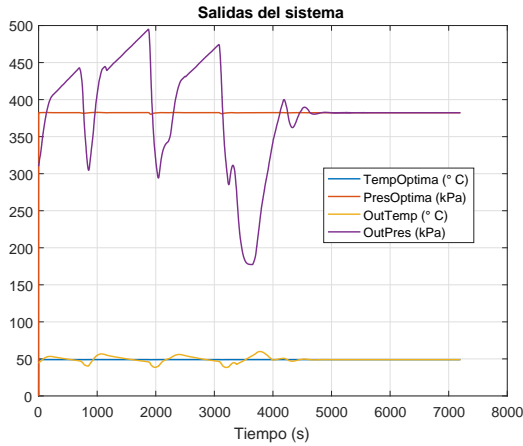
(i) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 172.92)



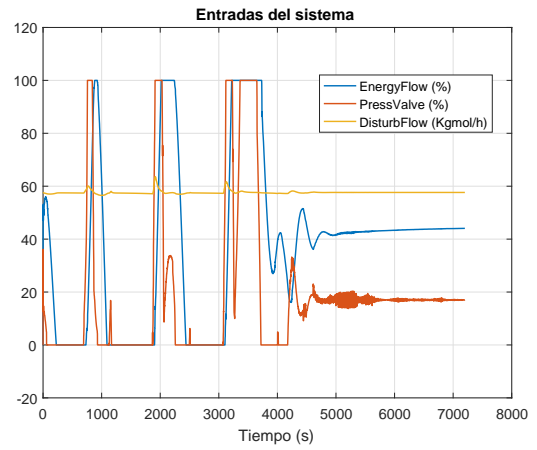
(j) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 172.92)

Figura C.2: Respuesta del controlador MPC con estructura jerárquica para diferentes flujos de Alimento

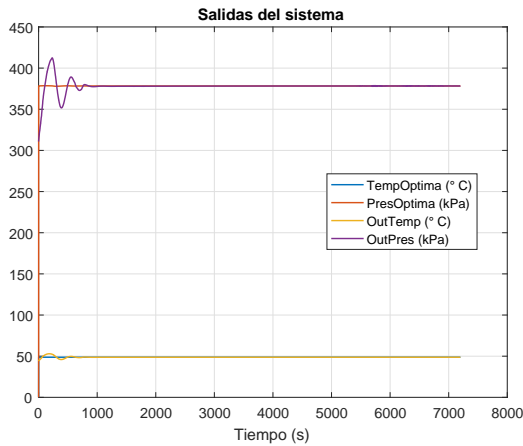
C.1.3.3. Control MPC+LSSO con actualización de modelos



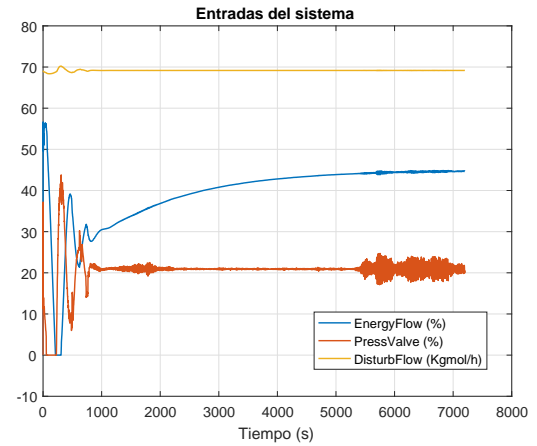
(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 57.64$)



(b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 57.64$)

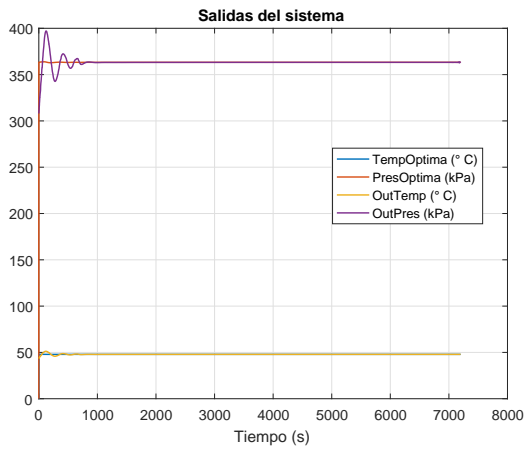


(c) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 69.168$)

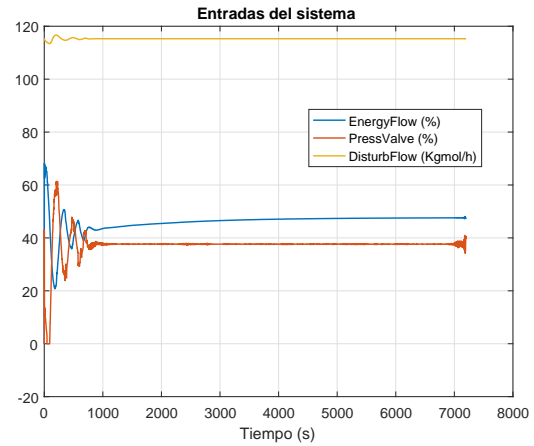


(d) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 69.168$)

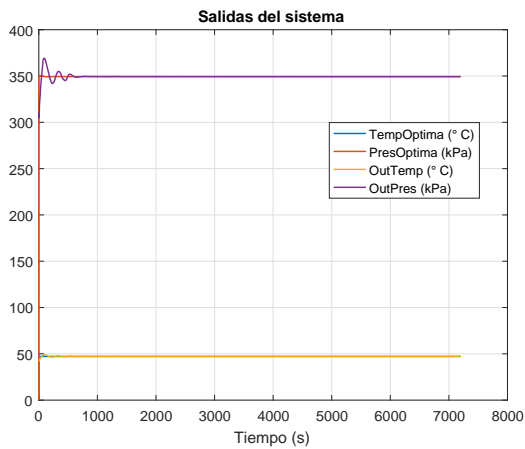
C.1. Comparación de las respuestas temporales



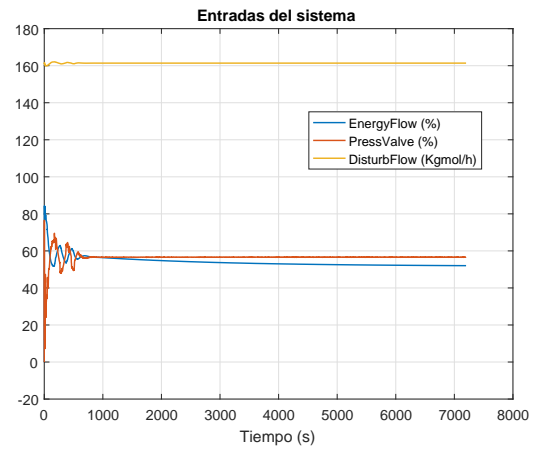
(e) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 115.28$)



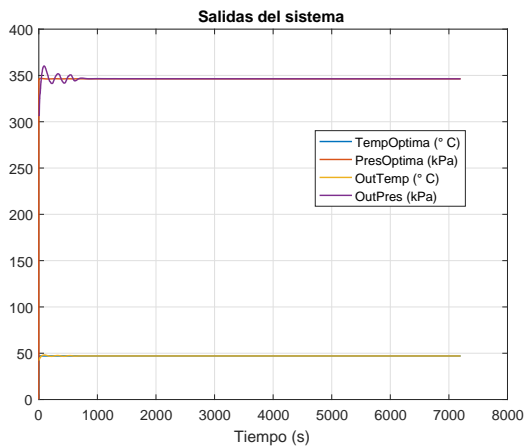
(f) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 115.28$)



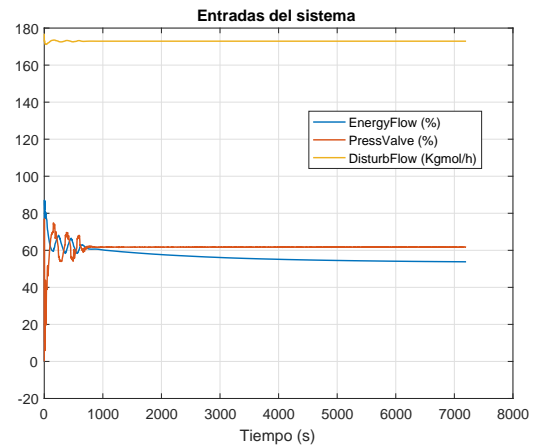
(g) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 161.392$)



(h) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 161.392$)



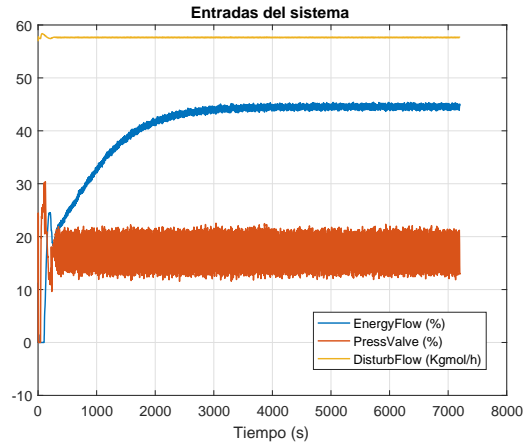
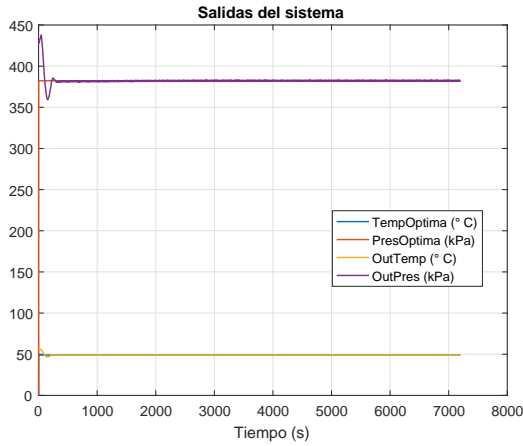
(i) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 172.92$)



(j) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 172.92$)

Figura C.3: Respuesta del controlador MPC con estructura jerárquica y actualización de modelos en línea (a través de identificación recursiva) para diferentes flujos de Alimento

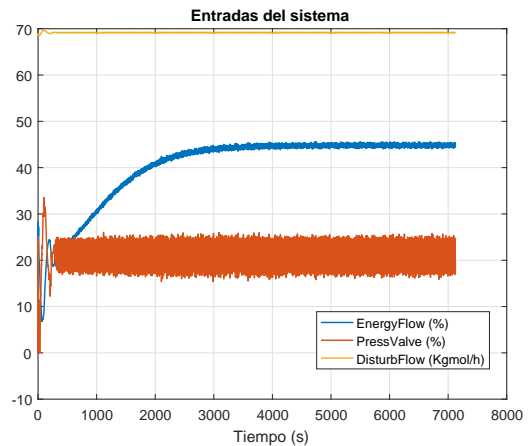
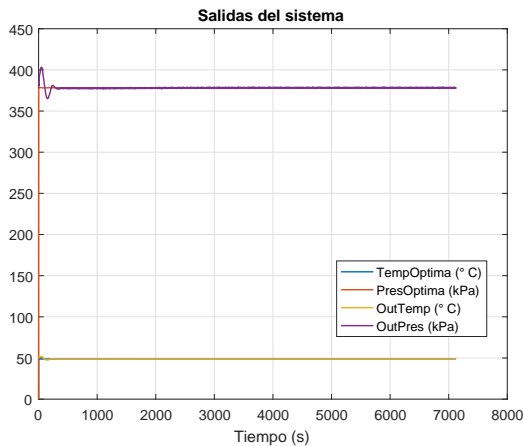
C.1.3.4. Estructura jerárquica con identificación en línea y horizonte de predicción 10



(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 57.64 Kgmol/h)

(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 57.64 Kgmol/h)

Figura C.4: Respuesta del sistema con identificación en línea (*Alimento* = 57.64 Kgmol/h)

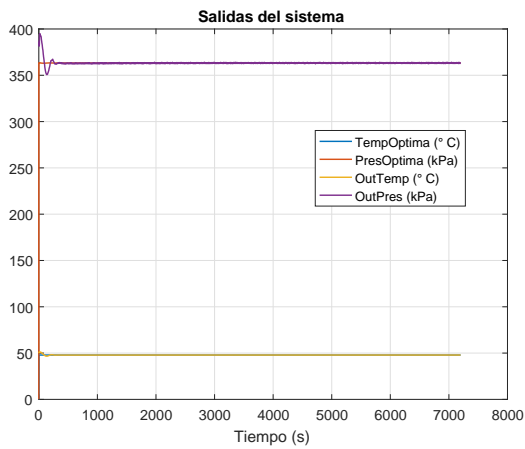


(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 69.168 Kgmol/h)

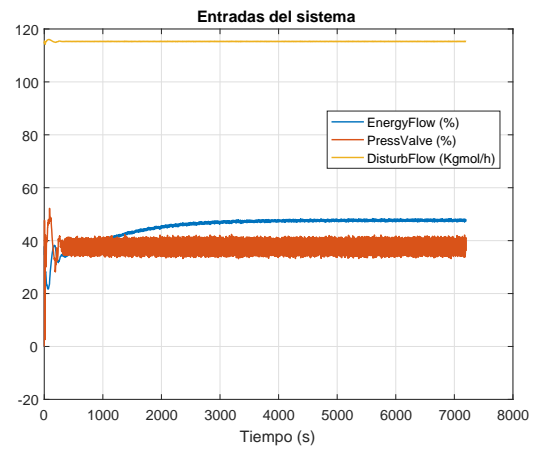
(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 69.168 Kgmol/h)

Figura C.5: Respuesta del sistema con identificación en línea (*Alimento* = 69.168 Kgmol/h)

C.1. Comparación de las respuestas temporales

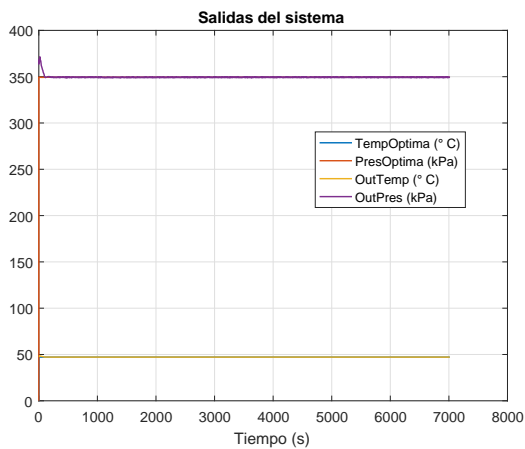


(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 115.28$ $Kgmol/h$)

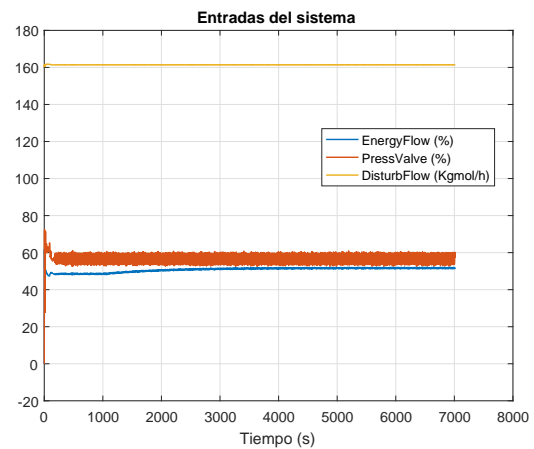


(b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 115.28$ $Kgmol/h$)

Figura C.6: Respuesta del sistema con identificación en línea ($Alimento = 115.28$ $Kgmol/h$)

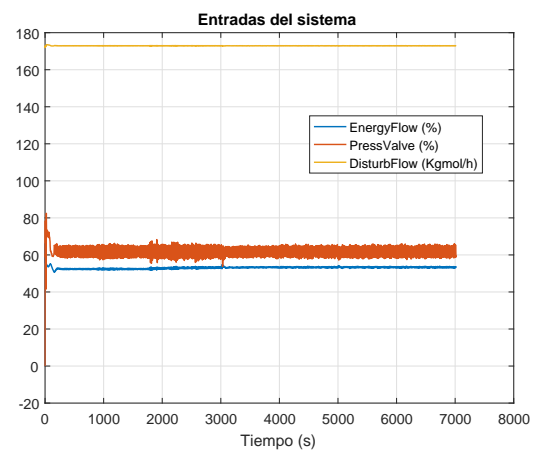
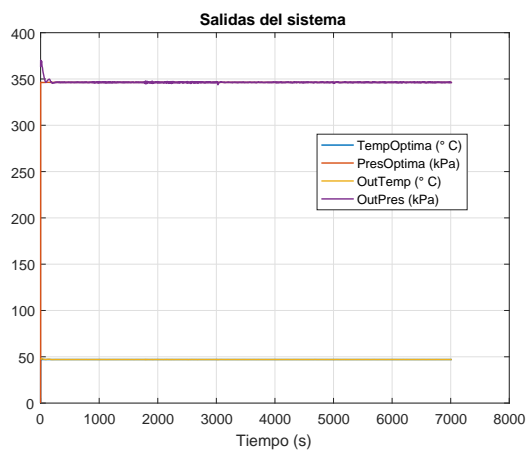


(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 161.392$ $Kgmol/h$)



(b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 161.392$ $Kgmol/h$)

Figura C.7: Respuesta del sistema con identificación en línea ($Alimento = 161.392$ $Kgmol/h$)

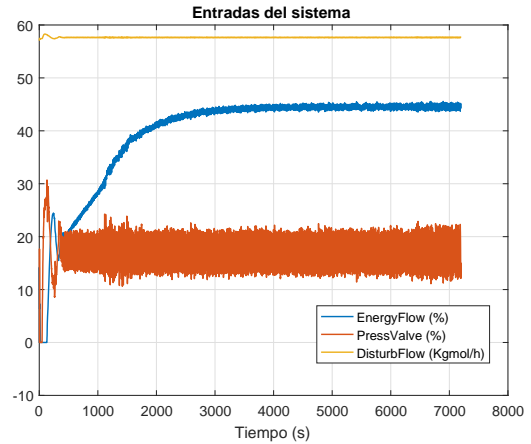
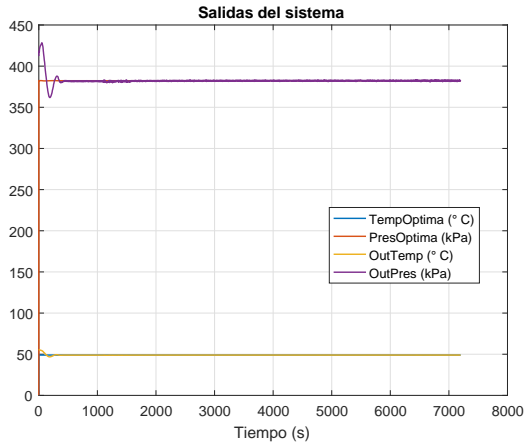


(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 172.92 *Kgmol/h*)

(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 172.92 *Kgmol/h*)

Figura C.8: Respuesta del sistema con identificación en línea (*Alimento* = 172.92 *Kgmol/h*)

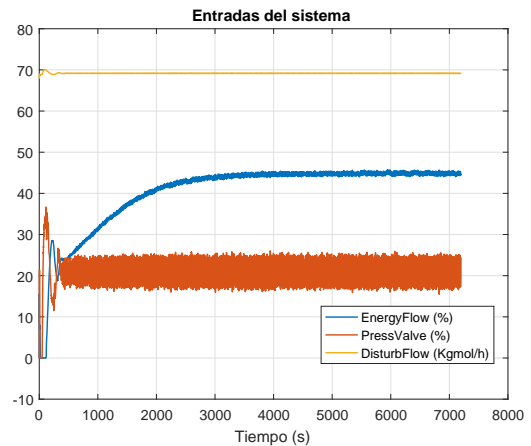
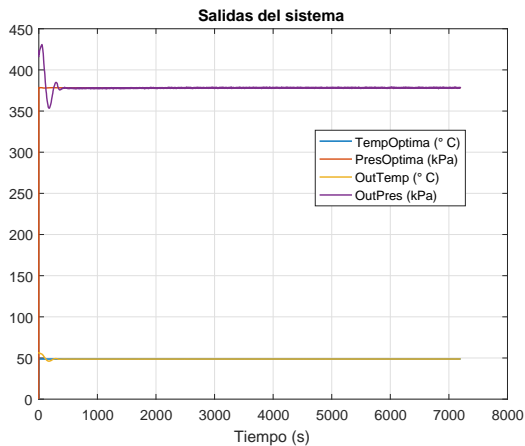
C.1.3.5. Estructura jerárquica con identificación en línea y horizonte de predicción 50



(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 57.64 *Kgmol/h*)

(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 57.64 *Kgmol/h*)

Figura C.9: Respuesta del sistema con identificación en línea (*Alimento* = 57.64 *Kgmol/h*)

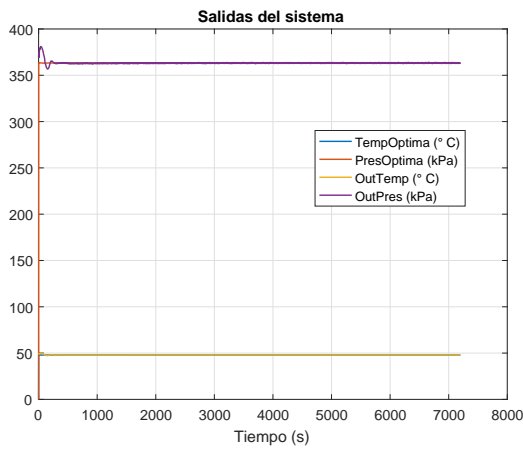


(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 69.168 *Kgmol/h*)

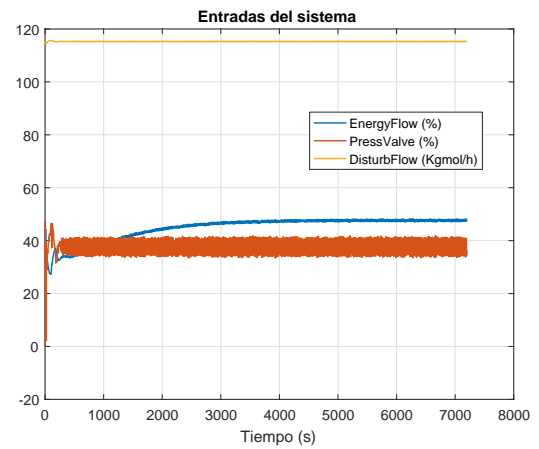
(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 69.168 *Kgmol/h*)

Figura C.10: Respuesta del sistema con identificación en línea (*Alimento* = 69.168 *Kgmol/h*)

Anexo C. Comparación del desempeño de los controladores

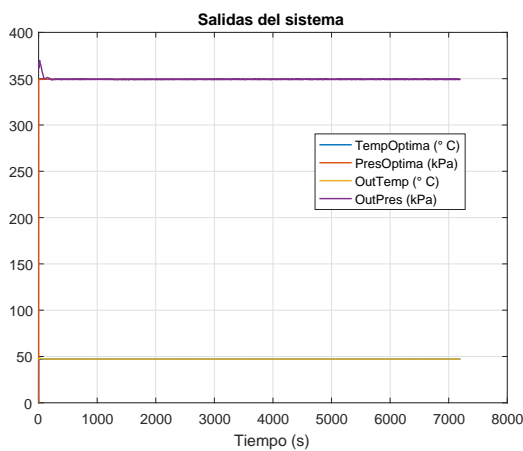


(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 115.28 \text{ Kg/mol/h}$)

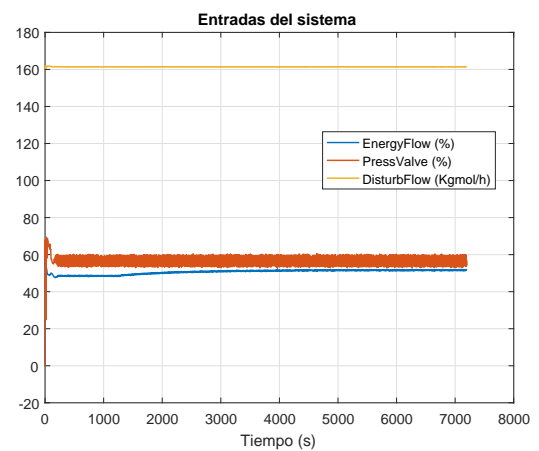


(b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 115.28 \text{ Kg/mol/h}$)

Figura C.11: Respuesta del sistema con identificación en línea ($Alimento = 115.28 \text{ Kg/mol/h}$)



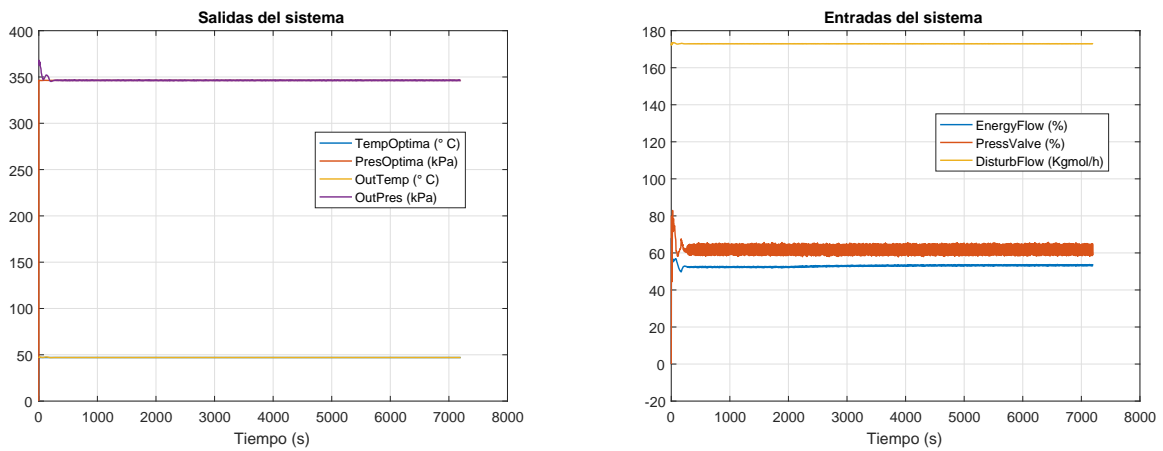
(a) Salidas vs Setpoints ($Alimento = 161.392 \text{ Kg/mol/h}$)



(b) Entradas manipuladas y disturbio ($Alimento = 161.392 \text{ Kg/mol/h}$)

Figura C.12: Respuesta del sistema con identificación en línea ($Alimento = 161.392 \text{ Kg/mol/h}$)

C.1. Comparación de las respuestas temporales



(a) Salidas vs Setpoints (*Alimento* = 172.92 Kgmol/h)

(b) Entradas manipuladas y disturbio (*Alimento* = 172.92 Kgmol/h)

Figura C.13: Respuesta del sistema con identificación en línea (*Alimento* = 172.92 Kgmol/h)

Anexo D

Identificación Recursiva

D.1. Función de MATLAB implementada en Simulink para la identificación en línea y la actualización de los controladores

```
1 function [sys,x0,str,ts,simStateCompliance] = ...
2     sfun_tident(t,x,u,flag)
3 persistent A;
4 persistent B;
5 persistent C;
6 persistent D;
7
8
9 switch flag,
10
11     %%%%%%%%%%%
12     % Initialization %
13     %%%%%%%%%%%
14     case 0,
15         [sys,x0,str,ts,simStateCompliance,A,B,C,D]=mdlInitializeSizes;
16
17     %%%%%%%%%%%
18     % Derivatives %
19     %%%%%%%%%%%
20     case 1,
21         sys=mdlDerivatives(t,x,u);
22
23     %%%%%%%%%%%
24     % Update %
25     %%%%%%%%%%%
26     case 2,
```

D.1. Funcion implementada para la identificación

```

27     [sys , A , B , C , D] = mdlUpdate ( t , x , u , A , B , C , D ) ;
28
29     %%%%%%%%%%%
30     % Outputs %
31     %%%%%%%%%%%
32     case 3 ,
33         sys = mdlOutputs ( t , x , u , C , D ) ;
34
35         %%%%%%%%%%%
36         % GetTimeOfNextVarHit %
37         %%%%%%%%%%%
38     case 4 ,
39         sys = mdlGetTimeOfNextVarHit ( t , x , u ) ;
40
41         %%%%%%%%%%%
42         % Terminate %
43         %%%%%%%%%%%
44     case 9 ,
45         sys = mdlTerminate ( t , x , u ) ;
46
47         %%%%%%%%%%%
48         % Unexpected flags %
49         %%%%%%%%%%%
50     otherwise
51         DASTudio . error ( ' Simulink : blocks : unhandledFlag ' , num2str ( flag ) ) ;
52
53 end
54
55 % end sfuntmpl
56
57 %
58 %=====
59 % mdlInitializeSizes
60 % Return the sizes, initial conditions, and sample times for
61 % the S-function.
62 %=====
63 %
64 function [sys , x0 , str , ts , simStateCompliance , A , B , C , D] =
65 ... mdlInitializeSizes
66
67 sizes = simsizes ;
68
69 sizes . NumContStates = 0 ;
70 sizes . NumDiscStates = 12 ; % numero de estados del modelo
71             % identificado
72 sizes . NumOutputs = 2 ; % numero de salidas del modelo
73             % identificado

```

Anexo D. Identificación Recursiva

```
74 sizes.NumInputs      = 5;  % numero de entradas del modelo
75                     % identificado
76 sizes.DirFeedthrough = 1;
77 sizes.NumSampleTimes = 1;
78
79 sys = simsizes(sizes);
80
81 %
82 %%%% Condiciones iniciales del sistema
83 %
84
85 x0 = evalin('base','Estados'); % estados iniciales del sistema
86 mpc1 = evalin('base','mpc1'); % controlador MPC sintonizado para
87                               % las condiciones nominales
88                               % (fuera de linea)
89 str = [];
90
91 Num =1; Den = 2;
92 ini_theta(Num,Den);
93 Ts = 1;
94 ts = [Ts 0];
95
96 simStateCompliance = 'UnknownSimState';
97
98 % Matrices del modelo en espacio de estados de la planta
99 A = evalin('base','A');
100 B = evalin('base','B');
101 C = evalin('base','C');
102 D = evalin('base','D');
103
104 % end mdlInitializeSizes
105
106 %
107 %=====
108 % mdlDerivatives
109 % Return the derivatives for the continuous states.
110 %=====
111 %
112 function sys=mdlDerivatives(t,x,u,A,B)
113
114 sys = [];
115
116 % end mdlDerivatives
117
118 %
119 %=====
120 % mdlUpdate
```

D.1. Funcion implementada para la identificación

```

121 % Handle discrete state updates, sample time hits, and major
122 % time step requirements.
123 %=====
124 %
125 function [sys,A,B,C,D]=mdlUpdate(t,x,u,A,B,C,D)
126
127 % Definicion de las variables utilizadas para la estimacion
128 % recursiva
129 global Theta_r;
130 global U_r;
131 global Y_r;
132 global P_r;
133 Nnum = [];
134 Dden = [];
135 Ts = 1;
136 Num = 1; Den = 2;
137 lambda = 1;
138 Id = eye(Num+Den,Num+Den);
139
140 % Desarrollo de la estimacion recursiva de los parametros
141 Start = 3;
142 vu = u(1:3);
143 vy = u(4:5);
144 for i = 1:Start-1;
145     U_r(i,:) = U_r(i+1,:);
146 end
147 U_r(Start,:) = [vu(1),vu(2),vu(3)];
148
149 for i = 1:Start-1;
150     Y_r(i,:) = Y_r(i+1,:);
151 end
152 Y_r(Start,:) = [vy(1),vy(2)];
153
154 for h = 1:1:2, % Numero salidas
155
156     for s = 1:1:3, % Numero entrds
157
158
159         g = Start;
160
161         Fi = [U_r(g-1:-1:g-Num,s); -Y_r(g-1:-1:g-Den,h)];
162
163         Erp = Y_r(g,h)-Theta_r'*Fi;
164         L = (P_r*Fi)/(lambda + Fi'*P_r*Fi);
165         Theta_r = Theta_r + L*Erp;
166         P_r = 1/lambda*(Id-L*Fi')*P_r;
167

```

Anexo D. Identificación Recursiva

```
168     NumFT(s,:) = Theta_r(1:Num)';
169     DenFT(s,:) = [1; Theta_r(Num+1:Num+Den)]';
170
171 end
172
173     Nnum = [Nnum; NumFT];
174     Dden = [Dden; DenFT];
175
176 end
177
178 % Actualizacion del modelo en espacio de estados
179 if t>2 && mod(floor(t),10)==0 % Cada 10 muestras se actualiza
180     % el modelo
181
182 [A,B,C,D]=calc_ss(Nnum,Dden,Ts);
183 Gdd = idss(A,B,C,D,zeros(12,2),zeros(12,1),Ts);
184 data = iddata(Y_r,U_r,Ts);
185 x = findstates(Gdd,data);
186
187 Ax = A;
188 assignin('base','Ax',Ax);
189 Bx = B;
190 assignin('base','Bx',Bx);
191 Cx = C;
192 assignin('base','Cx',Cx);
193 Dx = D;
194 assignin('base','Dx',Dx);
195
196 xdot = A*x+B*u(1:3)-x;
197 DiffX = xdot;
198 assignin('base','DiffX',DiffX);
199
200 X = x;
201 assignin('base','X',X);
202 Ue = u(1:3);
203 Ye = evalin('base','Yf');
204
205 % Cargar el objeto MPC creado a partir del modelo actualizado
206 [mpc1] = creatempc(Ax,Bx,Cx,Dx,x,xdot,Ue,Ye,Ts);
207 assignin('base','mpc1',mpc1);
208 end
209
210
211 xp = A*x+B*u(1:3);
212 Uf = u(1:3);
213 assignin('base','Uf',Uf);
214 sys = [xp];
```

```
215 % end mdlUpdate
216
217 %
218 %=====
219 % mdlOutputs
220 % Return the block outputs.
221 %=====
222 %
223 function sys=mdlOutputs(t,x,u,C,D)
224
225 y = C*x;
226 Yf = y;
227 assignin('base','Yf',Yf);
228 sys = [y];
229 % end mdlOutputs
230
231 %
232 %=====
233 %
234 function sys=mdlGetTimeOfNextVarHit(t,x,u)
235
236 sampleTime = 1;
237 sys = t + sampleTime;
238
239 % end mdlGetTimeOfNextVarHit
240
241 %
242 %=====
243 % mdlTerminate
244 % Perform any end of simulation tasks.
245 %=====
246 %
247 function sys=mdlTerminate(t,x,u)
248
249 sys = [];
250 % end mdlTerminate
251
252 function ini_theta(Num,Den)
253 global Theta_r;
254 global U_r;
255 global Y_r;
256 global P_r;
257
258 ThetaNum = zeros(1,Num); % Matriz de parametros de NumA
259 ThetaDen = zeros(1,Den); % Matriz de parametros de NumB
260 Theta_r = [ThetaNum ThetaDen]'; % Matriz de parametros
261
```

Anexo D. Identificación Recursiva

```
262 Start = 3;
263 U_r = zeros(Start,3);
264 Y_r = zeros(Start,2);
265 Beta = 10e3;
266 Id = eye(Num+Den,Num+Den);
267 P_r = Beta*Id;
268
269 % Construccion de los modelos en espacio de estados a partir de los
270 % modelos actualizados
271 function [A,B,C,D]=calc_ss(Nnum,Dden,Ts)
272
273 Den = 2;
274
275 Sys11 = tf(Nnum(1,:),Dden(1,:),Ts);
276 Sys21 = tf(Nnum(2,:),Dden(2,:),Ts);
277 Sys31 = tf(Nnum(3,:),Dden(3,:),Ts);
278 Sys12 = tf(Nnum(4,:),Dden(4,:),Ts);
279 Sys22 = tf(Nnum(5,:),Dden(5,:),Ts);
280 Sys32 = tf(Nnum(6,:),Dden(6,:),Ts);
281
282 Ss11 = idss(Sys11);
283 Ss21 = idss(Sys21);
284 Ss31 = idss(Sys31);
285 Ss12 = idss(Sys12);
286 Ss22 = idss(Sys22);
287 Ss32 = idss(Sys32);
288
289 G11 = ss(Ss11);
290 G21 = ss(Ss21);
291 G31 = ss(Ss31);
292 G12 = ss(Ss12);
293 G22 = ss(Ss22);
294 G32 = ss(Ss32);
295
296 A = [G11.A zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) ...
297      zeros(Den,Den) zeros(Den,Den);
298      zeros(Den,Den) G12.A zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) ...
299      zeros(Den,Den) zeros(Den,Den);
300      zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) G21.A zeros(Den,Den) ...
301      zeros(Den,Den) zeros(Den,Den);
302      zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) ...
303      G22.A zeros(Den,Den) zeros(Den,Den);
304      zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) ...
305      zeros(Den,Den) G31.A zeros(Den,Den);
306      zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) ...
307      zeros(Den,Den) zeros(Den,Den) G32.A];
308
```

D.1. Funcion implementada para la identificación

```
309 B = [G11.B zeros(Den,1) zeros(Den,1);
310       G12.B zeros(Den,1) zeros(Den,1);
311       zeros(Den,1) G21.B zeros(Den,1);
312       zeros(Den,1) G22.B zeros(Den,1);
313       zeros(Den,1) zeros(Den,1) G31.B;
314       zeros(Den,1) zeros(Den,1) G32.B];
315
316 C = [G11.C zeros(1,Den) G21.C zeros(1,Den) G31.C zeros(1,Den);
317       zeros(1,Den) G12.C zeros(1,Den) G22.C zeros(1,Den) G32.C];
318
319 D = [G11.D G21.D G31.D;
320       G12.D G22.D G32.D];
321
322
323 % Funcion para generar el objeto MPC para cada modelo obtenido
324 function [mpc1] = creatempc(Ax,Bx,Cx,Dx,x,xdot,Ue,Ye,Ts)
325
326 sysSS = ss(Ax,Bx,Cx,Dx,Ts);
327
328 mpc1 = mpc(sysSS);
329 mpc1.Model.Plant = sysSS;
330 mpc1.Model.Nominal.X = x;
331 mpc1.Model.Nominal.DX = xdot;
332 mpc1.Model.Nominal.U = Ue;
333 mpc1.Model.Nominal.Y = Ye;
334 mpc1.PredictionHorizon = 50;
335 mpc1.ControlHorizon = 2;
336 %% specify scale factors for inputs and outputs
337 mpc1.MV(1).ScaleFactor = 100;
338 mpc1.MV(2).ScaleFactor = 100;
339 %mpc1.DV(1).ScaleFactor = 200;
340 mpc1.OV(1).ScaleFactor = 71.8425;
341 mpc1.OV(2).ScaleFactor = 527.925;
342 %% specify constraints for MV and MV Rate
343 mpc1.MV(1).Min = 0;
344 mpc1.MV(1).Max = 100;
345 mpc1.MV(1).RateMin = -2;
346 mpc1.MV(1).RateMax = 2;
347 mpc1.MV(2).Min = 0;
348 mpc1.MV(2).Max = 100;
349 mpc1.MV(2).RateMin = -2;
350 mpc1.MV(2).RateMax = 2;
351 %% specify constraint softening for MV and MV Rate
352 mpc1.MV(1).RateMinECR = 2;
353 mpc1.MV(1).RateMaxECR = 2;
354 mpc1.MV(2).RateMinECR = 2;
355 mpc1.MV(2).RateMaxECR = 2;
```



```
356 %% specify constraints for OV  
357 mpc1.OV(1).Min = 45;
```