

DISEÑO DE CONTROLADORES PARA LA ESTRATEGIA DE CONTROL JERÁRQUICO EN EL PROBLEMA DE FIJACIÓN DE CONSIGNAS ÓPTIMAS EN LÍNEA



KEVIN ANDRES MUÑOZ

Trabajo de grado 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

KEVIN ANDRES MUÑOZ

DISEÑO DE CONTROLADORES PARA LA ESTRATEGIA
DE CONTROL JERÁRQUICO EN EL PROBLEMA DE
FIJACIÓN DE CONSIGNAS ÓPTIMAS EN LÍNEA

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

El presente trabajo va dirigido como una expresión de gratitud a las personas que estuvieron presentes con su voz de aliento y su gran apoyo , y en especial agradezco a mi madre por su infinito amor y apoyo incondicional.

Resumen

El estudio realizado en este trabajo pretende dar a conocer los procedimientos necesarios que se deben seguir para implementar estrategias de control jerárquico multicapa con objetivos de optimización, los cuales pueden ser favorables para los distintos procesos industriales por ejemplo reacción de polímeros, columnas de destilación, entre otros. En primer lugar se presenta toda base conceptual necesaria con el fin de comprender cómo está constituida la estructura jerárquica para la optimización de consignas en línea y qué función cumple cada una de sus capas. A manera de introducción se realiza la implementación de una estructura de control jerárquico para el problema de optimización de consignas en línea en un reactor CSTR de un proceso de polimerización, donde se implementa una estructura compuesta por una capa de optimización de régimen permanente no-lineal, una capa de optimización dinámica lineal y una capa de control MPC, además se implementa una estrategia de control realimentado con un algoritmo de control PID sobre el mismo proceso con el fin de evidenciar los resultados obtenidos mediante cada estrategia de control aplicada al proceso. Posteriormente se realiza el proceso de construcción de un modelo computacional de una planta de destilación de metanol y agua usando el software comercial de simulación y optimización de procesos denominado Aspen HYSYS. Por último, se desarrolla una estructura compuesta por dos capas de Optimización y una capa de control avanzado MPC con un enfoque de control supervisor sobre el proceso de la columna de destilación en la cual previamente se han sintonizado los lazos PID de control directo, todo esto con el fin de optimizar los costos tanto del producto de salida como también los recursos necesarios para producirlo, esto con un enfoque general. Para la estrategia de control jerárquico con optimización y sus variaciones desarrolladas en este trabajo, se incluyeron los resultados de simulación representativos, donde se puede evidenciar la estabilidad y convergencia de las mismas respecto al criterio de optimización y los objetivos de control propuestos, concluyendo que los procedimientos descritos en este trabajo son apropiados para el desarrollo de algoritmos de control jerárquico con optimización de consignas en línea.

Palabras Clave: Control de procesos, Control MPC, Optimización de régimen permanente, Optimización dinámica, Identificación de proceso

Abstract

The study carried out in this paper aims to inform about the necessary procedures that must be followed to implement multilayer hierarchical control strategies with optimization objectives, which may be favorable for the different industrial processes such as polymer reaction, distillation columns, others. In the first place, all necessary conceptual bases are presented in order to understand how the hierarchical structure is constituted for the optimization of slogans in line and which function fulfills each of its layers. As an introduction, the implementation of a hierarchical control structure for the problem of online slogan optimization in a CSTR reactor of a polymerization process where a structure composed of a non-linear stable state optimization layer is implemented, a dynamic linear optimization layer and an MPC control layer, a control strategy is also implemented with a PID control algorithm over the same process in order to demonstrate the results obtained by each control strategy applied to the process. Subsequently, the process of construction of a computational model of a methanol and water distillation plant using the commercial simulation and process optimization software called Aspen HYSYS is performed. Finally, a structure consisting of two layers of Optimization and an advanced control layer MPC with a supervisory control focus on the process of the distillation column in which the PID loops of direct control have previously been tuned, all this is developed in order to optimize the costs of both the output product and the resources needed to produce it, this with a general approach. For the strategy of hierarchical control with optimization composed of three layers and their variations developed in this work, the representative simulation results were included, where the stability and convergence of the same can be evidenced with respect to the optimization criterion and the proposed control objectives, concluding that the procedures described in this paper are appropriate for the development of hierarchical control algorithms with optimization of online slogans.

Key words: *Process control, MPC control, Stable state optimization, Dynamic optimization, Process identification*

Tabla de Contenido

Resumen	2
Abstract	3
Lista de Figuras	7
Lista de Tablas	10
1 Introducción	11
1.1 Motivación	12
1.2 Objetivos	13
1.3 Estructura del documento	13
2 Marco conceptual	14
2.1 Control predictivo basado en el modelo	14
2.1.1 Introducción a MPC	14
2.1.2 Principios de control predictivo	15
2.1.3 Control Predictivo por Modelo	18
2.2 Optimización de consignas en línea	24
2.2.1 Optimización de consignas en línea en la estructura de control multicapa	25
2.2.2 Optimización local de régimen permanente (LSSO)	26
2.2.3 Optimización de objetivos de régimen permanente (SSTO)	28
2.3 Ejemplo de diseño de un control jerárquico	31
2.3.1 Descripción y modelo de un reactor de polimerización	31
2.3.2 Diseño la estructura de optimización y control MPC	32
2.3.3 Resultados	36
3 Modelo computacional de la planta caso de estudio para la implementación de control jerárquico con optimización de consignas en línea	41
3.1 Procesos industriales relacionados	41
3.1.1 Búsqueda sistemática	42
3.1.2 Selección del proceso caso de estudio	46
3.2 Modelamiento de procesos industriales mediante herramientas computacionales	48
3.2.1 Software de simulación de procesos químicos	48

3.2.2	Introducción a Aspen HYSYS	50
3.2.3	Modelo caso de estudio	53
4	Procedimiento para el diseño del control jerárquico con optimización de consignas en línea	58
4.1	Modelamiento y análisis de la dinámica del proceso caso de estudio	59
4.1.1	Sintonización de los lazos de control básico del proceso	60
4.1.2	Análisis simple del comportamiento de los lazos de control básico presentes	62
4.1.3	Selección de las variables del proceso (Variables manipuladas, Variables controladas y Disturbios) para el control con optimización	64
4.2	Identificación de los modelos de régimen transitorio y régimen permanente	64
4.2.1	Comunicación MATLAB-HYSYS	66
4.2.2	Modelo de régimen transitorio que represente la dinámica del proceso	67
4.2.3	Modelo de régimen permanente del proceso	75
4.3	Optimización para el proceso	76
4.4	Diseño y sintonización del control predictivo basado en el modelo de régimen transitorio	81
4.4.1	El modelo para el controlador MPC	81
4.4.2	Restricciones y parámetros de sintonización	81
4.4.3	Revisión del controlador MPC diseñado	82
4.5	Diseño del algoritmo de optimización e integración del algoritmo de control predictivo para conformar la estructura de control jerárquico	85
4.5.1	Formulación de las funciones de optimización en MATLAB	86
5	Análisis y discusión de resultados	89
5.1	Resultados obtenidos en la columna de destilación	89
5.1.1	Análisis del comportamiento de los lazos de control avanzado MPC	90
5.1.2	Manejo de restricciones mediante control MPC	90
5.1.3	Análisis del comportamiento de los lazos de control básico	91
5.1.4	Análisis de la función de optimización	93
5.2	Ventajas, desventajas y observaciones de la estrategia frente a técnicas de control generalmente aplicadas	95
5.2.1	Ventajas	96
5.2.2	Desventajas	96
5.2.3	Observaciones Generales	97
6	Conclusiones y trabajos futuros	98
6.1	Conclusiones	98
6.2	Trabajos futuros	99
	Bibliografía	100
	Anexos	105

A	Ejemplo de control Jerárquico en un reactor de polimerización	105
A.1	Funciones de optimización y control	105
A.1.1	Capa no-lineal LSSO	105
A.1.2	Capa lineal SSTO	106
A.1.3	calculo de H	107
A.2	Diagrama de simulación desarrollado	107
B	Modelamiento de una columna de destilación de metanol-agua en Aspen HYSYS	109
C	Procedimiento de diseño de control jerárquico con optimización	113
C.1	Código de diseño de control MPC	113

Lista de Figuras

2.1	Principios de predicción DMC. Tomado de [1]	17
2.2	Principios básicos de control predictivo MPC. Tomado de [2]	19
2.3	Salida controlada para diferentes valores del horizonte N . Tomado de [2]	23
2.4	Salida controlada para diferentes valores del horizonte N_u . Tomado de [2]	24
2.5	Estructura general de un sistema de control.	25
2.6	Estructura de control multicapa estándar Tomado de [2]	26
2.7	Estructura de control multicapa con optimización de objetivos de régimen permanente. Basado en [2]	27
2.8	Sistema de control del reactor de polimerización. Tomado de [3]	31
2.9	Estructura jerárquica de control para el proceso del reactor CSTR.	33
2.10	Puntos de operación óptimos para diferentes valores de perturbación F . Basado en [3].	33
2.11	Datos de respuesta del modelo de primer orden mas tiempo muerto para el reactor CSTR.	37
2.12	Relación de <i>set – point</i> óptimos y variable de proceso NAMW.	37
2.13	Dinámica en el tiempo del disturbio F	38
2.14	Criterio J_e calculado por el problema de optimización vs el valor real que ingresa a la planta.	39
2.15	Integral de la función de costo respecto al periodo de ejecución de la capa LSSO.	40
3.1	Porcentaje de aplicación por proceso usado para implementación de control jerárquico con optimización	45
3.2	Esquema básico de un reactor CSTR. Tomado de [4]	45
3.3	Esquema básico de una columna de destilación. Tomado de [5]	46
3.4	Entorno de configuración de propiedades Aspen HYSYS.	51
3.5	Árbol general de selección de <i>Fluid Package</i> Aspen HYSYS. Basado en [6]	52
3.6	Estructura del sistema de columna de destilación. Basado en [8].	54
3.7	Sistema de la columna de destilacion para simulación en estado estacionario desarrollado en Aspen HYSYS	55
3.8	Parámetros de convergencia del sistema de la columna de destilacion en régimen permanente.	56
3.9	Sistema de la columna de destilacion para simulación dinámica desarrollado en Aspen HYSYS	57

3.10 Sistema de la columna de destilacion dinámica, incluidos controladores PID de porcentaje de nivel (LIC) y flujo (FIC).	57
4.1 Modelado de la planta controlada (columna de destilación) en una estructura multicapa.	59
4.2 Parámetros para auto-sintonía de los controladores de nivel y flujo.	60
4.3 Parámetros de sintonización obtenidos para los controladores de nivel del condensador (LIC-100) y del reboiler (LIC-101).	61
4.4 Parámetros de sintonización obtenidos para los controladores de flujo de Reflujo (FIC-100) y de Vapor (FIC-101).	62
4.5 Comportamiento de los lazos de control de flujo molar.	63
4.6 Comportamiento de los lazos de control de porcentaje de nivel de liquido.	63
4.7 Estructura del sistema de control de la columna de destilación. Basado en [8].	65
4.8 Esquema general para de identificación de los modelos de la planta.	66
4.9 Esquema para envió y toma de datos MATLAB-HYSYS mediante Simulink.	67
4.10 Datos adquiridos para identificación del modelo de régimen transitorio lineal.	68
4.11 Mejor aproximación encontrada para el modelo lineal de espacio de estados.	69
4.12 Datos de ajuste adquiridos para identificación del modelo de régimen transitorio lineal.	70
4.13 Entradas para validación del modelo de régimen transitorio lineal.	71
4.14 Respuesta de validación del modelo de régimen transitorio lineal.	71
4.15 Identificación paramétrica en base a un modelo teórico explícito.	72
4.16 Identificación paramétrica de la relación de vapor-liquido dada en el modelo HYSYS.	74
4.17 Identificación paramétrica en base a un modelo teórico explícito.	75
4.18 Señales de entrada-salida con respecto a variaciones en los disturbios que se presentan en el proceso de la columna de destilación.	77
4.19 Valores de consigna óptimos usando el enfoque de maximizar la producción en el tope, en base al criterio J_{E1}	79
4.20 Valores de consigna óptimos usando el enfoque de minimizar la concentración de metanol en el fondo, en base al criterio J_{E2}	80
4.21 Seguimiento de consigna y respuesta a perturbaciones del control MPC diseñado.	83
4.22 Flujos molares manipulados y comportamiento de los disturbios para el control MPC.	84
4.23 Estructura de control jerárquico desarrollada mediante MATLAB-Aspen HYSYS.	85
4.24 Estructura de control jerárquico desarrollada mediante MATLAB (Symulink).	88

5.1	Comportamiento de los lazos de control MPC ante variaciones en la referencia (dadas por la optimización J_{E1}) y efectos de los disturbios.	90
5.2	Comportamiento de los lazos de control MPC ante variaciones en la referencia (dadas por la optimización J_{E2}).	91
5.3	Variables manipuladas por el MPC (para la optimización J_{E1}) y señales de disturbio hacia el proceso.	92
5.4	Comportamiento de la función de optimización J_{E1}	93
5.5	Comportamiento de los costos vs beneficios respecto a la optimización aplicada.	94
5.6	Comportamiento de la función de optimización J_{E2}	95
5.7	Consignas Erróneas por parte de la optimización	96
5.8	<i>Set-point</i> no alcanzables para el control MPC.	97
A.1	Diagrama Simulink ejemplo de reactor	108
B.1	Parámetros columna destilacion HYSYS	109
B.2	Operaciones unitarias presentes en Aspen HYSYS. Tomado de [7]	110
B.3	Configuraciones Flujo de Methanol HYSYS	111
B.4	Configuraciones Flujo de Agua HYSYS	111
B.5	Información de flujo en HYSYS	112

Lista de Tablas

2.1	Periodos de ejecución de la estructura jerárquica con SSTO. Tomado de [9, 3]	28
3.1	Procesos Industriales relacionados con implementación de optimización de consignas y control MPC.	44
3.2	Posibles procesos de aplicación pre-seleccionados.	47
3.3	Simuladores de procesos químicos y de tratamiento de petroleo mas conocidos.	49
3.4	Parámetros del modelo columna de destilacion metanol-agua. Tomado de [8].	53
3.5	Selección del <i>Fluid Package</i>	54
4.1	Resumen de las pruebas realizadas por el complemento <i>Review MPC Control</i> de MATLAB.	84

Capítulo 1

Introducción

Generalmente, en muchos de los procesos químicos y de producción de petróleo se presenta la necesidad de maximizar el beneficio económico de la planta, ya sea por la fuerte competencia del mercado o por regulaciones de seguridad ambiental para el proceso, por ello se hace muy rentable adoptar estrategias de control avanzado de procesos con optimización de consignas en línea, las cuales puedan controlar y estabilizar los lazos de la planta de una manera más eficiente, al mismo tiempo que buscan puntos de operación más rentables para el proceso [10].

La optimización de consignas en línea es un problema que se puede abordar mediante una estructura jerárquica multicapa estándar en los procesos de control avanzado, dicha estructura generalmente está conformada por dos factores esenciales a saber: i) una etapa de optimización, y, ii) una etapa de control dinámico. La etapa de optimización, más conocida al día de hoy como Optimización en Tiempo Real (RTO), que en la mayoría de los casos suele ser no lineal, se encuentra en la capa superior de la jerarquía y es la encargada de proporcionar las entradas o *set-point* a la capa inferior con el objetivo de minimizar una determinada función de costo [11]. Estos valores óptimos son enviados como consignas para la etapa de ajuste dinámico que habitualmente se refiere a un algoritmo MPC [12]. Los sistemas de control avanzado implementados en estructuras de control jerárquico involucran diversos tipos de algoritmos dependiendo de la capa en la jerarquía. En la capa dinámica, la mayoría de los casos involucran el uso de controladores MPC debido a que presentan ventajas significativas en cuanto a robustez y sensibilidad respecto a sistemas de control básico. Algunos ejemplos, como en [13, 14] muestran que las implementaciones MPC pueden ser muy satisfactorias para este tipo de procesos industriales.

En la literatura es posible encontrar enfoques como el abordado en [15], que presentan una reformulación del problema de Optimización en Tiempo Real (RTO) con una propuesta de Optimización Dinámica en Tiempo Real de Ciclo Cerrado (CL-DRTO) en un problema de optimización dinámica multinivel que presenta una secuencia de subproblemas de optimización de nivel inferior, o regulador dinámico. Además, también es común encontrar que muchas investigaciones buscan introducir el objetivo económico

directamente en la capa de control avanzado o control predictivo basándose en un enfoque de una única capa, con el objetivo de mejorar el desempeño [16], la discusión de estructuras jerárquicas con variantes como las mencionadas anteriormente se omitirá puesto que se considera que va más allá del alcance de este trabajo (se remite al lector a las referencias citadas anteriormente).

En este trabajo se presenta un estudio acerca de los fundamentos y pasos para la implementación de la optimización de consignas en línea, la cual esta compuesta por dos capas de optimización y una capa de control avanzado. La primera capa será la encargada de la optimización de régimen permanente local de la planta, y la segunda será la encargada de la optimización de los objetivos de régimen permanente; para la capa de control avanzado o control dinámico se implementó un controlador MPC supervisor para gobernar las variables de composición molar de metanol en tope y en fondo de la columna, manipulando las consignas de flujo molar de dos controladores PID. Se utilizó el software MATLAB para el desarrollo de los algoritmos necesarios y el software comercial de simulación de procesos Aspen HYSYS para la simulación dinámica de una columna de destilación de metanol/agua, tomada de la literatura como ejemplo de un proceso más completo que podría ser mucho más cercano al comportamiento real de una planta industrial. En este caso de estudio se utilizará una función o criterio de optimización que debe maximizar el flujo de metanol producido en la parte alta de la columna y reducir los flujos de vapor y de reflujo que ingresan a la columna, al mismo tiempo debe reducir el flujo de salida de agua en el fondo teniendo en cuenta restricciones de los flujos y de composición de los flujos en la parte alta y baja de la columna de destilación.

1.1. Motivación

La optimización de consignas en línea es cada vez más explorada e investigada, y por lo tanto, el desarrollo y la aplicabilidad de los temas relacionados con este tópico presentan una tendencia creciente con el paso del tiempo, lo cual también se refleja en el optimismo de realizar investigaciones para mejorarla puesto que más del 50% de la literatura encontrada y referenciada en este documento corresponde a los últimos 2 años, teniendo cuatro aportes para los años 2013-2014 y el doble de estos para los años 2016-2017. En la mayoría de los casos de este tipo de técnicas de control supervisor la investigación va orientada hacia mejorar la carga computacional para optimizar el proceso ya que se realizan múltiples operaciones en las capas de la jerarquía. Por ello surge la necesidad de adquirir el conocimiento necesario en el diseño y la sintonización de controladores para esta estrategia, como paso inicial hacia futuras investigaciones al respecto.

1.2. Objetivos

Describir los factores fundamentales a tener en cuenta en el procedimiento de diseño de los controladores de una estrategia de control jerárquico, para el problema de la fijación de consignas óptimas en línea, aplicado a procesos químicos.

A continuación, se presentan los 3 objetivos específicos con los que se pretende cumplir a cabalidad con el objetivo general en este trabajo.

1. Definir cuáles son los fundamentos y criterios para el diseño de cada controlador en la estructura de control jerárquico.
2. Construir un modelo computacional de una planta de procesos químicos caso de estudio, cuyas características dinámicas y cuyos objetivos de control sean adecuados para la implementación de una estrategia de control donde las consignas de los lazos deban fijarse en línea cumpliendo con algún criterio de optimización.
3. Especificar cuáles deben ser los procedimientos correctos para el diseño de los controladores de una estrategia de control jerárquico para el problema planteado, teniendo en cuenta el desempeño de las variables controladas y el logro del objetivo de optimización requerido por el proceso.

1.3. Estructura del documento

El presente documento está dividido en cinco capítulos (incluido el actual), que siguen un orden determinado y que van desde la base conceptual hasta los pasos para la implementación de una estrategia de control jerárquico multicapa, terminando con conclusiones y trabajos futuros.

En el **Capítulo II**, se tratan los aspectos más importantes para que el lector pueda alcanzar una comprensión detallada del proceso que se está desarrollando con cada una de las etapas que componen la implementación de estrategias de control jerárquico multicapa sobre un proceso industrial.

En el **Capítulo III**, se realiza un procedimiento de selección y construcción del modelo computacional de una planta de destilación de metanol y agua en el software Aspen Hysys. En el **Capítulo IV**, se realiza la implementación mediante simulación del control con optimización de consignas en línea en conjunto con la planta, con el fin de presentar los resultados obtenidos. Esta información se analiza en **Capítulo V** en referencia a todos los factores más importantes respecto a este tema, como comportamiento de los lazos de control, señales Entrada-Salida de los algoritmos de control y de los algoritmos de optimización, comportamiento de la función de optimización, entre otras.

En el **Capítulo VI**, se presentan las conclusiones resultantes del proceso de estudio y aplicación de la estrategia de control jerárquico llevado a cabo en el desarrollo del presente trabajo de grado. También se plantean las líneas de investigación del proyecto y algunas propuestas para trabajos futuros.

Capítulo 2

Marco conceptual

Este capítulo presenta la base conceptual requerida para el correcto desarrollo de los capítulos posteriores. En las secciones 2.1 y 2.2 se definen los criterios básicos del control predictivo por modelo y optimización de consignas en línea respectivamente, que son la base del control jerárquico con optimización. En la sección 2.3 se presenta un ejemplo de aplicación a un caso práctico a manera de introducción con el fin de afianzar un poco más los conocimientos al respecto.

2.1. Control predictivo basado en el modelo

El control predictivo basado en el modelo (MPC) se refiere a una clase de controladores de tiempo discreto, que efectúan el cálculo de la ley de control mediante la predicción de la salida en los instantes de tiempo futuros con el objetivo de optimizar el comportamiento de la planta. En esta sección se busca que el lector comprenda, de la mejor manera, el Control Predictivo por Modelo.

2.1.1. Introducción a MPC

El Control predictivo basa el cálculo de las variables manipuladas del proceso que se desea controlar principalmente en un modelo explícito que representa la dinámica de dicha planta. Este modelo es usado normalmente para calcular las predicciones de la(s) variables de salida en instantes de tiempo futuros y dichas predicciones son la base para el cálculo de las variables manipuladas en cada intervalo de control [17]. Existen muchos factores por los cuales los algoritmos de control MPC resultan ser muy beneficiosos para muchos procesos en la industria. Uno de ellos es que el control MPC permite configurar restricciones tanto para las variables manipuladas como para las variables controladas del proceso, lo cual es muy importante puesto que permite mantener la calidad y seguridad de los procesos de producción [2].

Esta técnica en un principio se desarrolló con el fin de satisfacer las necesidades de control especializado para las centrales eléctricas y las refinerías de petróleo, pero

gracias a su robustez y viabilidad, esta técnica de control ahora se puede encontrar en una amplia variedad de áreas de aplicación que incluyen producción de productos químicos, procesamiento de alimentos y aplicaciones aeroespaciales [18].

2.1.2. Principios de control predictivo

En este apartado se dan a conocer los principales algoritmos que articulan el control predictivo por modelo, empezando por el regulador cuadrático lineal (que fue el primer controlador óptimo que se desarrolló) y posteriormente continuando con el control de matriz dinámica, con el fin de mostrar el desarrollo hacia los controladores MPC modernos. El control MPC se puede definir mediante modelos dinámicos de tipo FIR, ARX, ARMAX y el caso más común para los controladores MPC recientes, por medio de un modelo de espacio de estados, caso que se presenta con detalle más adelante. El controlador al que se hace referencia en este trabajo es un MPC estándar comúnmente conocido como Control Predictivo Generalizado GPC, cabe aclarar que también se puede considerar que los controladores de matriz dinámica y otros controladores óptimos están en la familia de MPC [19, 1, 20]. También cabe aclarar que el control predictivo por modelo MPC es un tema bastante amplio y su análisis en detalle se considera como más allá del alcance de este trabajo (se remite al lector a las referencias citadas para mayor información al respecto).

2.1.2.1. Regulador Lineal Cuadrático

El regulador cuadrático lineal (LQR) propuesto por Kalman en [21], minimiza la función de objetivo cuadrático denotada por J corrigiendo las desviaciones de las entradas y del estado para cada intervalo de tiempo k . La función objetivo J para el control óptimo se puede escribir como la ecuación 2.1 la cual es una suma infinita, por lo que el controlador óptimo tiene un horizonte infinito.

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

x_k es un vector de valores de estados futuros en el intervalo de tiempo k , similar para las entradas u_k . Sus valores deseados en cada paso de tiempo están dados por $x_{k,ref}$ y $u_{k,ref}$. Estos valores se calculan con base en la salida deseada y el modelo de proceso. \mathbf{Q} y \mathbf{R} son matrices de ponderación para desviaciones de estado y entrada respectivamente. El controlador LQR se puede aplicar en el modelo de espacio de estado lineal y de tiempo discreto

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= \mathbf{A}x_k + \mathbf{B}u_k, \\ y_k &= \mathbf{C}x_k + \mathbf{D}u_k \end{aligned} \quad (2.2)$$

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

numero de salidas del modelo.

Si $x_{k,ref} = 0$ y $u_{k,ref} = 0$, la solución del problema de minimización se indica como un controlador proporcional [55, 22], como se evidencia en la ecuación 2.3;

$$u_k = \mathbf{K}x_k \quad (2.3)$$

Donde la matriz \mathbf{K} se calcula a partir de la ecuación de *Ricatti* [19]. Si los valores de referencia son distintos de cero, el término de realimentación en la ecuación 2.3 debe incluir además un término de avance de los valores de referencia [1].

2.1.2.2. Matriz Dinámica de Control

La técnica de control DMC fue presentada en un principio por [23] como control por matriz dinámica. El control DMC presenta una ventaja significativa respecto al control LQR, dicha ventaja es que el DMC se optimiza en cada paso o intervalo de tiempo puesto que la dinámica del proceso se modela mediante respuestas de pasos discretos que describen las reacciones de las salidas del proceso ante los cambios de pasos unitarios de las entradas del mismo.

Para predecir la dinámica del proceso en el control DMC, se obtienen las respuestas de un modelo lineal en cada paso o intervalo discreto para conocer las relaciones que describen las salidas del proceso ante cambios de las entradas en cada paso unitario [2]. Debido a que el modelo de respuesta escalonada es lineal, la salida se puede formular como la suma de las respuestas en cada paso multiplicada con los respectivos coeficientes de respuesta escalonada mas la salida en el instante inicial [1]. 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 por lo tanto se puede describir de la forma,

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

Lo que de una forma general para un sistema *SISO* seria,

$$y(k) = y(0) + \sum_{j=1}^k s_j\Delta u(k-j) + d(k) \quad (2.5)$$

Donde $\Delta u(k)$ denota el cambio en la entrada para el paso de tiempo k , $y(0)$ representa la salida inicial, $d(k)$ representa un disturbio presente y s es un vector con las correspondientes diferencias escalonadas de la respuesta del modelo, como en la Figura 2.1.

Estas repuestas escalonadas de pasos discretos se pueden representar mediante un modelo de predicción de la salida de proceso, como en la ecuación 2.6.

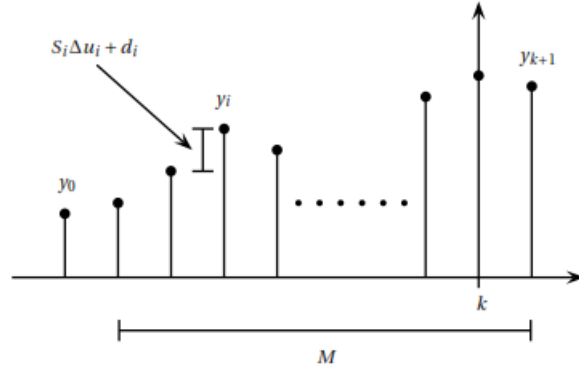


Figura 2.1: Principios de predicción DMC. Tomado de [1]

$$y(k+l|k) = y(0) + \underbrace{\sum_{j=l+1}^{k+l} s_j \Delta u(k+l-j|k)}_{\text{Movimientos pasados}} + \underbrace{\sum_{j=1}^l s_j \Delta u(k+l-j)}_{\text{Movimientos futuros}} + \underbrace{d(k+l|k)}_{\text{Disturbio}} \quad (2.6)$$

El DMC requiere una estimación de los efectos no modelados, d . Esta perturbación en el instante de muestreo k es igual a la diferencia del valor de salida medido $y(k)$ y el valor calculado con base en las entradas anteriores a partir del modelo, por lo tanto

$$d(k) = y(k) - \left[y(0) + \sum_{j=1}^k s_j \Delta u(k-j) \right] \quad (2.7)$$

En el algoritmo DMC se supone que no es posible conocer los cambios futuros de las perturbaciones en un determinado horizonte de predicción N , por ello, se utiliza el modelo de perturbación de salida constante de la ecuación 2.8 [2].

$$d(k+1|k) = d(k+2|k) = \dots = d(k+N|k) = d(k) \quad (2.8)$$

Por lo tanto reemplazando la ecuación 2.8 en 2.6 el modelo de predicción sería,

$$y(k+l|k) = \sum_{j=l+1}^{k+l} s_j \Delta u(k+l-j|k) + y(k) + \sum_{j=1}^l (s_{j+l} - s_j) \Delta u(k-j) \quad (2.9)$$

La notación $(k+l|k)$ significa una predicción de las entradas de control futuro $k+l$, realizada en el instante actual k . Para un sistema *MIMO*, s , es una matriz cuyas dimensiones están dadas por el número de salidas ny y el número de entradas nu . En muchos procesos desde el punto de vista económico, generalmente es óptimo operar la planta cerca de restricciones, por ende es deseable tener un algoritmo que pueda manejar limitaciones, por ello el control de matriz dinámica cuadrática (QDMC) es una de las investigaciones posteriores al DMC y uno de los algoritmos similares al MPC estándar. Una de las primeras investigaciones al respecto es [24], una aplicación práctica se presenta en [25]. La función objetivo cuadrática utilizada en un QDMC puede

escribirse de una forma general como en la ecuación 2.10. Las restricciones para las entradas y salidas se agregan al problema de optimización, que se resuelve mediante un problema de programación cuadrática (QP).

$$J = \sum_{i=1}^N \left(\|y_{ref} - y_{k+i}\|^T \mathbf{Q} \|y_{ref} - y_{k+i}\| + \|u_{k,ref} - u_k\|^T \mathbf{R} \|u_{k,ref} - u_k\| \right). \quad (2.10)$$

Donde y_{k+i} denota el valor predicho de la salida y en el i ésimo paso 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 al valor óptimo de la entrada, en el instante k . \mathbf{Q} y \mathbf{R} son matrices de ponderación.

2.1.3. Control Predictivo por Modelo

La idea general del control predictivo por modelo se puede describir 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].

Una de las ventajas principales del control predictivo por modelo en comparación con los algoritmos DMC estándar es la capacidad de manejar restricciones sobre los estados, las salidas, las entradas y la magnitud de cambio de las entradas del modelo. Este apartado trata sobre la formulación de la función objetivo, la formulación del MPC mediante sistemas en espacio de estados, y las restricciones y parámetros de sintonía. Posteriormente se hacen algunos comentarios sobre la estabilidad de un MPC.

2.1.3.1. Función Objetivo

Antes de presentar el problema de optimización de la función objetivo para el algoritmo de control predictivo MPC es importante mencionar que la salida predicha $y(k+p)$ en los algoritmos de control predictivo básicos con restricciones, es calculada mediante la suma de $y^0(k+p) + \mathbf{M}\Delta u(k+p)$, donde y^0 representa el enfoque de salida libre como se puede observar en la figura 2.2 y \mathbf{M} es la matriz de diferencias escalonadas de la variable de salida y , cuyas dimensiones están dadas por $n_y \times n_{\Delta u} = n_y \cdot N \times n_u \cdot N_u$, donde n_y es el numero de salidas y n_u el numero de entradas del modelo.

En muchos procesos multivariables siempre hay interacción entre los lazos y además, es posible encontrar que un bucle es más rápido o está más controlado que otro. Estos efectos podrían aumentarse cuando la función de costo J está mal seleccionada. Los algoritmos MPC tienen una facilidad para contrarrestar estos efectos indeseables, con

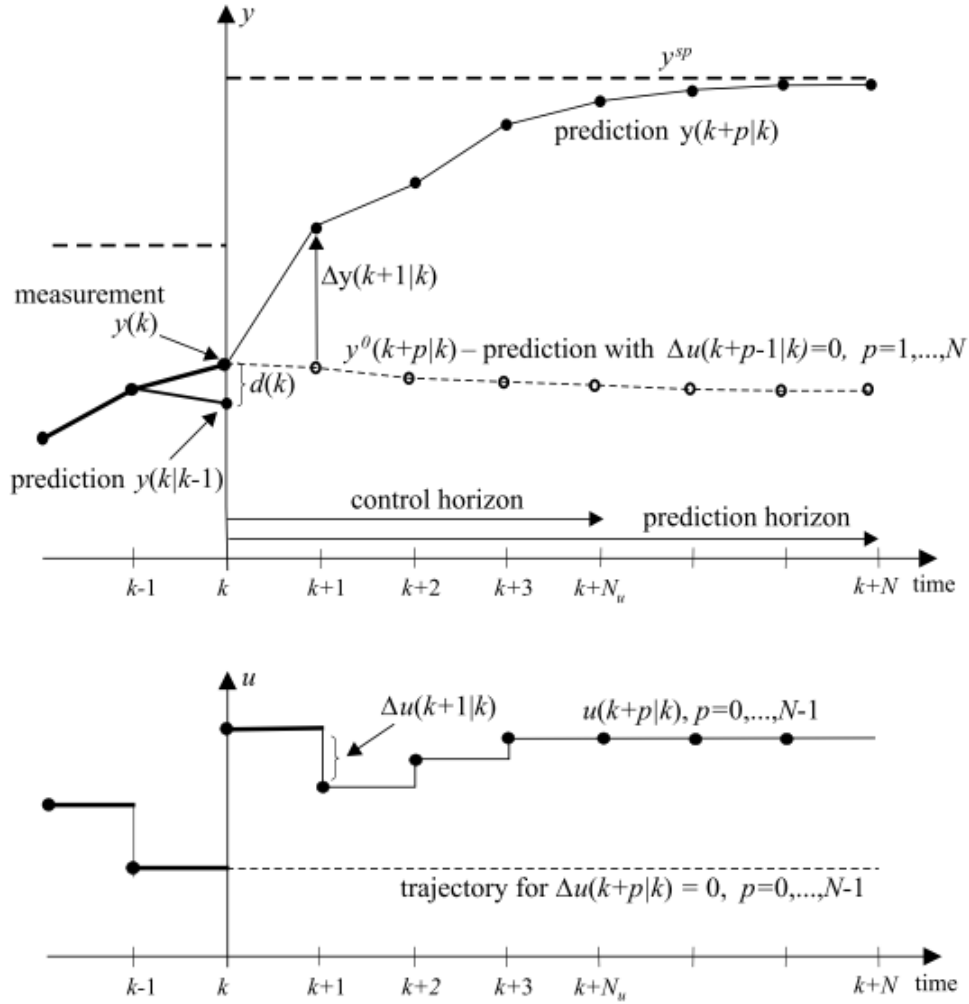


Figura 2.2: Principios básicos de control predictivo MPC. Tomado de [2]

matrices de ponderación más específicas. Por lo tanto, una función de costo J general para el control predictivo se puede describir como,

$$J = \sum_{p=N_1}^N \|\mathbf{W}_y[y^{sp}(k+p|k) - y(k+p|k)]\|^2 + \lambda \sum_{p=0}^{N_u-1} \|\mathbf{W}_u(\Delta u(k+p|k))\|^2. \quad (2.11)$$

Donde \mathbf{W}_y , \mathbf{W}_u son matrices de ponderación diagonales positivas finitas, cuyas dimensiones están 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 el escalar $\lambda \geq 0$ define de hecho una relación del peso atribuido al amortiguamiento de los movimientos de entrada frente al peso (unidad) atribuido a una reducción del error de control [2].

Para el caso del algoritmo de control QDMC el cálculo de la salida libre $y^0(k+p)$, se

realiza a partir de la suma de $y(k) + \mathbf{M}^P \Delta \underline{u}^P(k-r)$, donde $y(k)$ representa la medida actual de la salida, \mathbf{M}^P es una matriz cuyos coeficientes representan las diferencias del cambio de $\Delta y(k)$ en cada intervalo k y $\Delta \underline{u}^P(k-r)$ es un vector de retroceso de las variaciones de $u(k)$ con $r = 1 \dots D-1$, donde D representa la cantidad de diferencias de cambios de $\Delta y(k)$ [20, 2].

En el control predictivo generalizado GPC, un caso muy popular de los algoritmos de control MPC, el cálculo de la salida libre $y^0(k+p)$, se realiza a partir de la suma de $\mathbf{F} \underline{y}^{PG}(k) + \mathbf{G}^{PG} \Delta \underline{u}^{PG}(k)$, donde $\underline{y}^{PG}(k)$ y $\Delta \underline{u}^{PG}(k)$ son vectores de retroceso, \mathbf{F} y \mathbf{G}^{PG} son matrices. Por tanto una versión numérica del problema de optimización cuadrática resuelto en cada paso del algoritmo tiene la siguiente forma,

$$\begin{aligned} \min_{\Delta u(k)} \{ & \|\mathbf{W}_y [y^{sp}(k) - \underbrace{y_0(k) - \mathbf{M} \Delta u(k)}_{y(k)_{Predicha}}]\|^2 + \lambda \|\mathbf{W}_u (\Delta u(k))\|^2 \} \\ \text{suje}to \ a : & \Delta u_{Min} \leq \Delta u(k) \leq \Delta u_{Max} \\ & u_{Min} \leq u(k-1) + \Delta u(k) \leq u_{Max} \\ & y_{Min} \leq y(k)_{Predicha} \leq y_{Max} \end{aligned} \quad (2.12)$$

Donde la trayectoria de salida libre $y_0(k) = \mathbf{F} y^{PG}(k) + \mathbf{G}^{PG} \Delta u^{PG}(k)$.

2.1.3.2. MPC de tiempo-discreto en espacio de estados

Los primeros desarrollos de algoritmos de control predictivo basaron su calculo para el problema de optimización en modelos del tipo, salida ante entradas lineales. En este tipo de algoritmos en cada instante de muestreo era calculado un problema de programación cuadrática mediante un procedimiento de optimización numérica, este proceso requería una gran cantidad de cálculos en comparación con los controladores de retroalimentación básicos como el PID. Debido a esto una de las primeras aplicaciones de este tipo de algoritmos fue para el control de supervisión de procesos industriales, donde generalmente se utilizan períodos de muestreo más largos [26].

En la década de 1990, el desarrollo y el aumento de aplicaciones de algoritmos de control MPC basados en ecuaciones de espacio de estado permitió que la técnica se difundiera mas. Un ejemplo puede ser el paquete *Model Predictive Control Toolbox* de MATLAB, lanzado en 1995, el cual contiene procedimientos para el desarrollo y prueba de algoritmos MPC que pueden basarse en cualquiera de las formas del modelo de proceso, ya sea por respuesta escalonada o por conjunto de espacio de estado lineal [27]. Para el caso practico y con el fin de realizar un análisis teórico de los algoritmos MPC más adecuados la formulación en espacio de estado se presentará con un enfoque general en este apartado.

Medición de estados

Considerando la siguiente forma de las ecuaciones de espacio-estado del proceso

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \mathbf{A}x(k) + \mathbf{B}u(k) + v(k), \\ y(k) &= \mathbf{C}x(k) + \mathbf{D}u(k) \end{aligned} \quad (2.13)$$

Donde $x(k)$ es el vector de estado de dimensión n_u que se supone que se mide, $v(k)$ es un error de estado que también puede representar errores de modelado de estado y \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} y \mathbf{D} son matrices del modelo. Ahora, derivando las fórmulas 2.13, que definen valores predichos de las variables de estado asumiendo un modelo de predicción de perturbación de estado constante (significa modelar las perturbaciones como ruidos blancos integrados). Es decir,

$$\begin{aligned} v(k) &= x(k) - [\mathbf{A}x(k-1) + \mathbf{B}u(k-1)] \\ \text{Con, } v(k) &= v(k+1|k) = \dots = v(k+N-1|k) \end{aligned} \quad (2.14)$$

Denotando por $x(k+p|k)$ un valor del vector de estado predicho en el instante de muestreo k para el futuro instante $k+p$ en el horizonte de predicción, se obtiene

$$\begin{aligned} x(k) &= \mathbf{A}x(k) + \mathbf{B}u(k|k) + v(k) \\ &= \mathbf{A}x(k) + \mathbf{B}(\Delta u(k|k) + u(k-1)) + v(k) \\ &\quad \vdots \\ x(k+N|k) &= \mathbf{A}^N x(k) (\mathbf{A}^{N-1} + \dots + \mathbf{A} + \mathbf{I}) \mathbf{B} \Delta u(k|k) + \\ &\quad (\mathbf{A}^{N-2} + \dots + \mathbf{A} + \mathbf{I}) \mathbf{B} \Delta u(k+1|k) + \dots + \\ &\quad (\mathbf{A}^{N-N_u} + \dots + \mathbf{A} + \mathbf{I}) \mathbf{B} \Delta u(k+N_u-1|k) + \dots + \\ &\quad (\mathbf{A}^{N-1} + \dots + \mathbf{A} + \mathbf{I}) \mathbf{B} u(k-1) + (\mathbf{A}^{N-1} + \dots + \mathbf{A} + \mathbf{I}) v(k) \end{aligned} \quad (2.15)$$

Por tanto se puede definir un $X(k) = [x(k+1|k) \dots x(k+N|k)]^T$ teniendo en cuenta que $\Delta u(k) = [\Delta u(k|k) \dots \Delta u(k+N_u-1)]^T$, de la siguiente manera

$$X(k) = \tilde{\mathbf{A}}x(k) + \mathbf{M}_x \Delta u(k) + \mathbf{V} \mathbf{B} u(k-1) + \mathbf{V} v(k) \quad (2.16)$$

Donde $\tilde{\mathbf{A}}$, \mathbf{M}_x y \mathbf{V} son matrices, ver [20, 2], posteriormente definiendo una matriz $\tilde{\mathbf{C}} = \mathbf{C} \mathbf{I}$, con dimensiones $N \cdot n_y \times n_u N \cdot n_x$, siendo \mathbf{I} la matriz identidad. Se puede definir el modelo de predicción de espacio de estados como,

$$\begin{aligned} y^{Pred}(k) &= \tilde{\mathbf{C}} X(k) \\ &= \underbrace{[\tilde{\mathbf{C}} \tilde{\mathbf{A}} x(k) + \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{V} \mathbf{B} u(k-1) + \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{V} v(k)]}_{y^0(k)} + \underbrace{\tilde{\mathbf{C}} \mathbf{M}_x \Delta u(k)}_{\Delta y(k)} \end{aligned} \quad (2.17)$$

Es importante resaltar el enfoque presentado para el calculo de la salida predicha $y^{Pred}(k)$, el cual es similar a las aproximaciones presentadas en las secciones anteriores. Para este caso el calculo de salida libre esta basado directamente en los estados medidos $x(k)$, como se puede evidenciar en 2.17.

Estimación de estados

El vector de estado completo no siempre está disponible para mediciones, los casos con estado medido que consisten en salidas y entradas de procesos pasados, generalmente constituyen una clase especial. Por tanto, puede ser necesario usar un observador de estado. Para un proceso descrito por el espacio de estado, generalmente se utiliza como un observador de estado estándar (estimador de estado). Su representación es la siguiente:

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + \mathbf{L}[y(k) + \mathbf{C}\hat{x}(k|k-1)] \quad (2.18)$$

$$\hat{x}(k+1|k) = \mathbf{A}\hat{x}(k|k) + \mathbf{B}u(k) \quad (2.19)$$

Remplazando 2.18 en 2.19 se obtiene,

$$\hat{x}(k+1|k) = \mathbf{A}\hat{x}(k|k-1) + \mathbf{B}u(k) + \underbrace{\mathbf{A}\mathbf{L}}_{\mathbf{L}_p}[y(k) - \mathbf{C}\hat{x}(k|k-1)] \quad (2.20)$$

Donde $\hat{x}(k|k-1)$ denota una estimación del vector de estado $x(k)$ evaluado sobre un instante de muestreo anterior $k-1$, mientras que \mathbf{L}_p es una matriz de ganancia que define la dinámica del observador, siendo $\mathbf{L}_p = \mathbf{A}\mathbf{L}$ para un observador de *Luenberger*. El diseño de la dinámica del observador actual se puede realizar calculando primero los valores de la matriz de ganancia \mathbf{L}_p teniendo en cuenta las posiciones polares elegidas de un observador predictivo y luego calculando los elementos de la matriz \mathbf{L} [2, 28].

Entonces teniendo en cuenta la ecuación 2.13, y con un enfoque desde un punto de vista práctico, el caso con las perturbaciones $d(k)$ modeladas como ruido blanco integrado agregado a la salida del proceso, un observador de estados extendido sería,

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{x}(k+1|k) \\ \hat{d}(k+1|k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}(k|k-1) \\ \hat{d}(k|k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} u(k) \\ &+ \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{L} \\ \mathbf{L}_d \end{bmatrix} \left[y(k) - [\mathbf{C}\mathbf{I}] \begin{bmatrix} \hat{x}(k|k-1) \\ \hat{d}(k|k-1) \end{bmatrix} \right] \end{aligned} \quad (2.21)$$

Además, con $\mathbf{L}_d = \mathbf{I}$ y asumiendo que $\mathbf{L} = \mathbf{0}$, se puede definir el modelo de predicción de espacio de estados observados ver [2, 29], a partir de la formula 2.16, como:

$$\begin{aligned} y^{Pred}(k) &= \tilde{\mathbf{C}}X(k) + \tilde{\mathbf{I}}_y\hat{d}(k|k) \\ &= \underbrace{\left[\tilde{\mathbf{C}}\hat{x}(k|k) + \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{V}\mathbf{B}u(k-1) + \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{V}v(k) + \tilde{\mathbf{I}}_y\hat{d}(k|k) \right]}_{y^0(k)} + \underbrace{\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{M}_x\Delta u(k)}_{\Delta y(k)} \end{aligned} \quad (2.22)$$

En este enfoque el calculo de la salida predicha $y^{Pred}(k)$, el cual es similar a las aproximaciones presentadas en las secciones anteriores. Es realizado a partir de los estados $\hat{x}(k|k)$ y valores de disturbio $\hat{d}(k|k)$ observados, como se puede evidenciar en 2.22.

2.1.3.3. Parámetros de ajuste y manejo de restricciones

Los parámetros básicos de un algoritmo MPC general, que generan valores de entrada de control como resultado de una optimización de la función de costo 2.11, son:

- N - Horizonte de predicción
- N_u - Horizonte de control, respetando $N_u \leq N$
- W_y, W_u - Matrices de ponderación
- λ - Escalar de ponderación específico (Determina el peso sobre el cálculo de las variaciones de la entrada)
- T_s - Período de muestreo (tiempo entre dos intervenciones posteriores del controlador)

Los valores para los parámetros de sintonía del controlador tienen una gran dependencia del modelo del proceso, al igual que de los objetivos de control. En las figuras 2.3 y 2.4 es posible observar las variaciones en régimen transitorio de la salida controlada del proceso ante cambios en los parámetros N_u y N , lo cual da una idea de como elegir los valores correctos dependiendo de los requerimientos de control para el proceso. Las restricciones se pueden aplicar tanto a las salidas medidas como a las entradas manipuladas, pero se debe tener en cuenta no someter el algoritmo de control a la inestabilidad, fijando restricciones demasiado fuertes para el mismo, ver[2, 20].

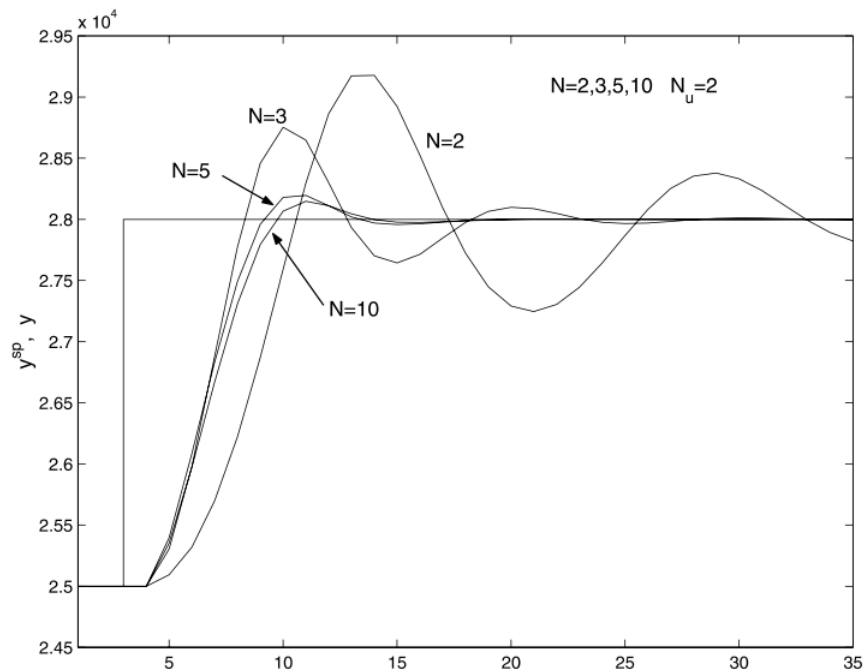


Figura 2.3: Salida controlada para diferentes valores del horizonte N . Tomado de [2]

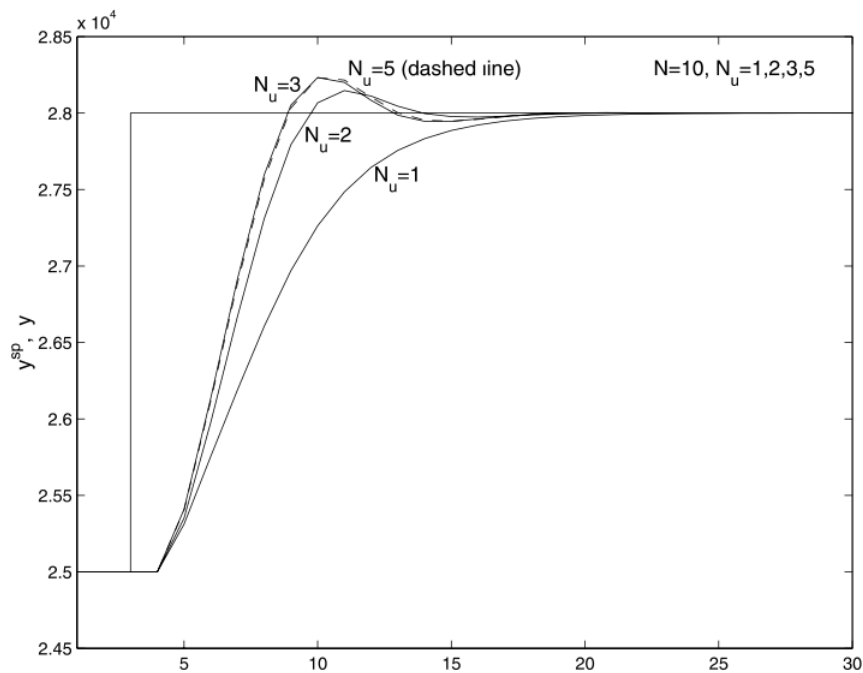


Figura 2.4: Salida controlada para diferentes valores del horizonte N_u . Tomado de [2]

2.1.3.4. Estabilidad

Uno de los factores principales del control MPC es su capacidad para realizar el manejo de restricciones en línea de manera sistemática, el algoritmo de control MPC hace esto optimizando el rendimiento predicho sujeto a la satisfacción de la restricción. Dos factores importantes que afectan la estabilidad del algoritmo MPC son,

1. El problema de optimización de MPC solo es factible en $k = 0$
2. Las restricciones deben mantenerse en el horizonte infinito.

El primer factor es fundamental ya que un problema de optimización no factible no daría una solución y no podría asegurar la estabilidad. Para evitar este problema, puede ser necesario atenuar las restricciones para no afectar demasiado la estabilidad del controlador. El segundo factor debe cumplirse debido a que el problema de optimización debe ser factible después del horizonte de predicción. Para asegurarse de que las restricciones se mantienen en el horizonte infinito, el horizonte de predicción N debe elegirse en intervalos de tiempo futuros suficientes [1, 20].

2.2. Optimización de consignas en línea

La optimización de consignas en línea en una estructura de control multicapa es la encargada de proporcionar valores de consignas óptimos de tal manera que permita

que criterios económicos mejoren la operación del proceso. En esta sección se busca que el lector comprenda, de la mejor manera, los factores básicos que conforman la optimización de consignas en línea en las estructuras de control multicapa.

2.2.1. Optimización de consignas en línea en la estructura de control multicapa

Generalmente en muchos procesos industriales se requiere la presencia de algoritmos de control que permitan que una determinada variable se encuentre en un valor dado, ya sea por cuestiones de calidad o seguridad del proceso, por lo tanto siempre existe la necesidad de mejorar la operabilidad de los sistemas de control. Una unidad de control clásica se puede representar gráficamente mediante la figura 2.5, estos sistemas de control en la industria suelen ser comúnmente algoritmos PID, puesto que es una de las técnicas de control mas robusta y confiable.

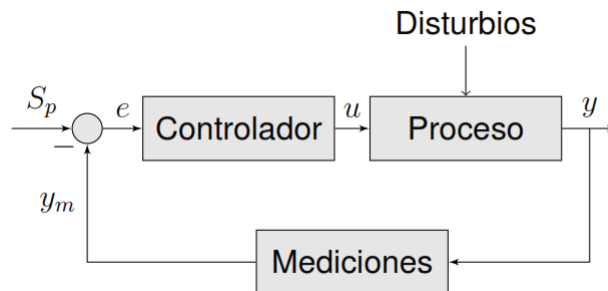


Figura 2.5: Estructura general de un sistema de control.

Uno de los primeros pasos en busca de la mejora de los sistemas de control de procesos fue la implementación de estructuras de control multicapa con optimización en línea, las cuales permitían controlar determinados lazos de la planta al tiempo que mejoran la operación de la misma. Una estructura de control jerárquico con optimización estándar en las aplicaciones industriales tiene la forma de la figura 2.6. En algunas aplicaciones no siempre es necesario el control de restricciones por lo que la capa de optimización interactúa directamente con la capa de control directo, aunque es poco común debido a que muchos procesos se optimizan en su mayoría cerca de las restricciones impuestas [1]. En las estructuras de control multicapa la tarea de la optimización de consignas en línea es proporcionar a los controladores de retroalimentación de las capas más bajas las mejores trayectorias dinámicas o valores de régimen permanente óptimos mientras se mantienen las variables de proceso dentro de una operación segura y dentro de ciertas restricciones adicionales [3, 30].

En la figura 2.7 se puede observar una estructura de control jerárquico con optimización de consignas mucho mas completa. En la optimización de régimen permanente local, a partir de las variables de entrada medidas y del comportamiento de los disturbios presentes se calculan valores óptimos para la capa de optimización de objetivos

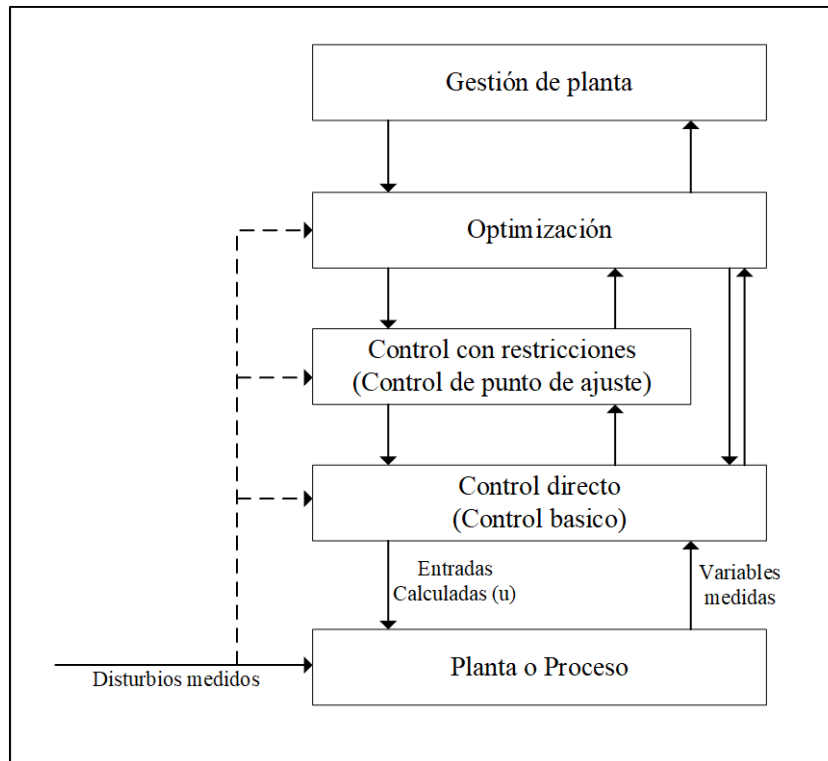


Figura 2.6: Estructura de control multicapa estándar Tomado de [2]

de régimen permanente, capa la cual se encarga de calcular los valores de consigna óptimos para la capa de control con restricciones teniendo en cuenta los valores dados por la capa superior. Por último, la capa de control con restricciones, que generalmente representa un algoritmo de control avanzado como se puede apreciar en la sección anterior, es la encargada de entregar los valores de *set-point* óptimos para la capa de control básico [3].

En la Tabla 2.1 se puede observar las tareas básicas de las capas individuales de una estructura de control de procesos industriales y sus períodos de intervención típicos. Es importante resaltar la función de la capa SSTO dentro de la jerarquía debido a que permite la optimización de los criterios económicos ejecutándose en intervalos de tiempo menores en comparación con las optimización general denominada LSSO.

2.2.2. Optimización local de régimen permanente (LSSO)

En la estructura de control multicapa con integración de objetivos de régimen permanente dada en la figura 2.7, la optimización de estado estacionario local es la encargada de entregar valores de ajuste óptimos para las capas inferiores los cuales son calculados mediante un modelo de régimen permanente que representa el comportamiento del proceso, por tanto, asumiendo la forma lineal de la función de rendimiento económico, el problema de optimización de estado estacionario local (LSSO) basado

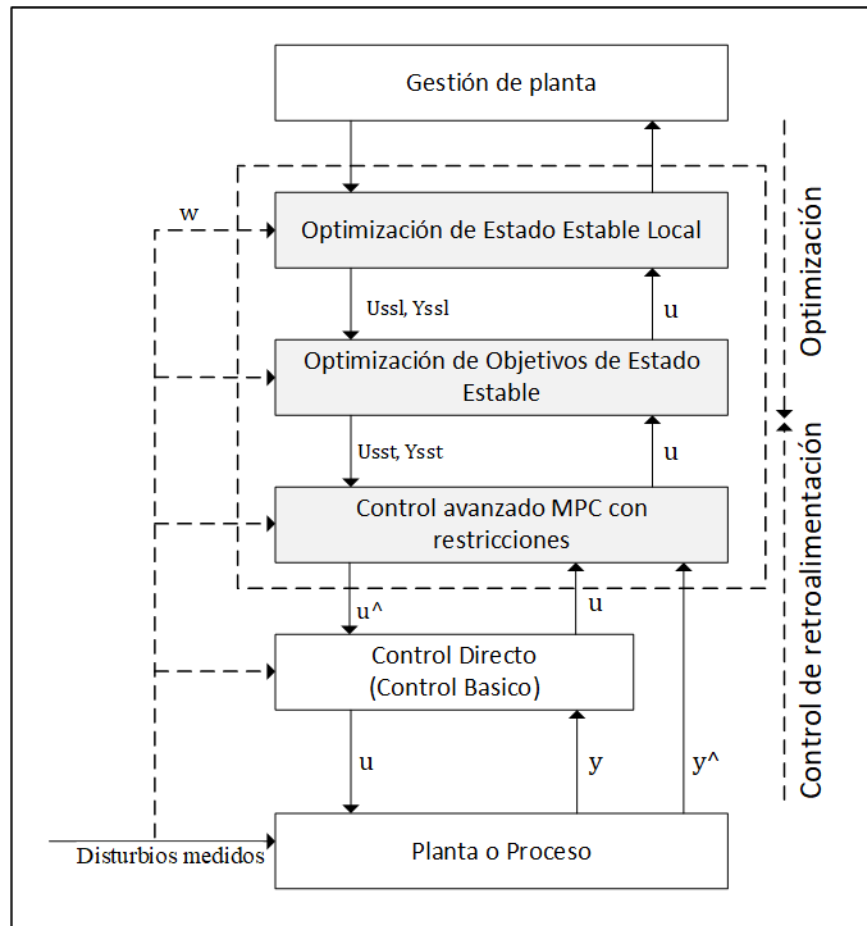


Figura 2.7: Estructura de control multicapa con optimización de objetivos de régimen permanente. Basado en [2]

en el modelo se puede expresar mediante la ecuación 2.23.

$$\begin{aligned}
 \min_{u^{ss}, y^{ss}} \{ J_E(k) = c_u^T u^{ss} - c_y^T y^{ss} \} \\
 \text{suje}to \ a : \quad u_{min} \leq u^{ss} \leq u_{max} \\
 \quad \quad \quad y_{min} \leq y^{ss} \leq y_{max} \\
 \quad \quad \quad y^{ss} = F(u^{ss}, \tilde{w})
 \end{aligned} \tag{2.23}$$

Donde $F(u, w)$ denota un modelo de proceso de régimen permanente completo, generalmente no lineal, comúnmente dado en una forma numérica implícita, \tilde{w} es la estimación actual o medida de las perturbaciones, c_u y c_y son precios resultantes de consideraciones económicas, u_{min} , u_{max} , y_{min} , y_{max} son límites de restricción impuestos a las variables de entrada y salida del proceso, respectivamente. Además, n_u, n_w, n_y denotará números de variables de entrada de proceso relacionadas a costos de producción (u), perturbaciones de variación lenta (w) que afectan a la planta y variables de salida que generen beneficio para la producción (y), respectivamente [3, 31].

Capa de control	Tarea básica	Periodo típico de intervención
Control directo	Estabilización del proceso (Operación segura)	Fracción de segundo , segundos
Control con restricciones	Control de calidad (Retroalimentación avanzada)	Minutos, Minutos
Optimización SSTO	Maximización de los efectos económicos en marcha	Minutos, Minutos
Optimización LSSO	Maximización de los efectos económicos en marcha	Horas, Horas
Gestión de planta	Maximización de los efectos económicos en funcionamiento por períodos más largos	Días, Semanas, Meses

Tabla 2.1: Periodos de ejecución de la estructura jerárquica con SSTO. Tomado de [9, 3]

Para problemas que representen modelos $F(u, w)$ de régimen permanente con no linealidad baja, la estructura puede ejecutarse a periodos de intervención iguales para todas las capas de optimización y control con restricciones, por lo cual la aplicación de estructura clásica de la figura 2.6 podría tener muy buenos resultados [32]. En modelos $F(u, w)$ de régimen permanente con no linealidad bastante fuerte surge la necesidad de una capa de optimización adaptativa que permita mantener la prioridad de mejorar el criterio económico en cada instante de ejecución de la capa de control, teniendo en cuenta los datos sobre tiempos de ejecución de las capas en la tabla 2.1.

2.2.3. Optimización de objetivos de régimen permanente (SSTO)

La estructura de optimización clásica de la figura 2.6 puede presentar resultados satisfactorios en general, así la capa de optimización se ejecute con menos frecuencia que la capa de control con restricciones, sin embargo en algunos casos la dinámica de los disturbios es mas rápida que la dinámica del proceso, por ejemplo las velocidades de los flujos de alimentación o la composición de los mismos. En estos casos la operación de la estructura jerárquica clásica puede generar perdida significativa del rendimiento económico debido a que la perturbación puede haber cambiado significativamente, pero si la ejecución de la capa de optimización es lenta los valores que arrojaría serian subóptimos. Una solución frente a este problema sería calcular la capa LSSO tantas veces como sea necesario, incluso tan frecuente como el controlador MPC se ejecute, sin embargo, la LSSO usa un modelo de proceso de estado estacionario, generalmente no lineal, y esta solución no podría ser posible en todos los casos prácticos, puesto que la carga computacional requerida sería demasiado alta como se había mencionado anteriormente [3].

Por tanto, un enfoque de optimización adicional denominada optimización de objeti-

vos de régimen permanente (SSTO), la cual permitía que los objetivos de rendimiento económico puedan mantenerse sin importar la frecuencia de ejecución de la capa de optimización general (LSSO), fue presentada por [33, 19] y se convirtió en una práctica industrial debido a sus buenos resultados de operación. La estructura de control jerárquico con optimización resultante es la que se observa en la figura 2.7. Esta optimización de objetivos de estado (SSTO), a partir de los valores óptimos dados por la capa LSSO calcula una aproximación lineal del modelo del proceso, con el fin de determinar valores de consigna óptimos teniendo en cuenta las variaciones del disturbio y la entrada de control actual en el proceso. Para calcular la aproximación lineal la capa SSTO se tienen dos enfoques.

El primero presenta a la capa SSTO como un problema QP con penalidades cuadráticas en la función de costo para las variaciones de los objetivos de consigna de los valores constantes deseados y las restricciones lineales que describe el modelo de proceso, cuyas restricciones de desigualdad para las entradas y salidas se presentan como en 2.12, ver [3, 19, 2]. El segundo enfoque es muchos mas sencillo porque usa una versión simple del problema LSSO 2.23, con un modelo de proceso de programación lineal (LP), el cual es presentado en la ecuación 2.24.

$$\begin{aligned}
 & \min_{u^{ss}, y^{ss}} \{ J_E(k) = c_u^T \Delta_{u^{ss}} - c_y^T \Delta_{y^{ss}} \} \\
 \text{suje}to \text{ a : } & \Delta_{y^{ss}} = \mathbf{G}_{ss} \Delta_{u^{ss}} \\
 & y^{ss} = y^0(k + N|k) + \Delta_{y^{ss}} \\
 & u^{ss} = u(k - 1) + \Delta_{u^{ss}} \\
 & u_{min} \leq u^{ss} \leq u_{max} \\
 & y_{min} \leq y^{ss} \leq y_{max}
 \end{aligned} \tag{2.24}$$

Donde \mathbf{G}_{ss} es la matriz de ganancias del modelo dinámico lineal, modelo el cual se utiliza para el control MPC, esta matriz es calculada evaluando el modelo alrededor de un punto de operación del proceso por lo tanto su valor es fijo independiente de los valores de entrada y $y^0(k + N|k)$ representa el enfoque de salida libre que se presento en la sección anterior, con N correspondiente al mismo horizonte de predicción del MPC.

En la formulación 2.24 presentada, el calculo de los puntos de ajuste óptimos se realiza con base en la matriz de ganancias \mathbf{G}_{ss} . Esto en algunas ocasiones puede no ser eficiente debido a que dicho modelo puede ser altamente no lineal y esta matriz de ganancias puede estar lejos de las ganancias correspondientes al punto de operación actual del proceso. Por tanto una opción mas razonable sería utilizar un enfoque de linealización sucesiva, es decir, utilizar en SSTO la matriz de ganancias $\mathbf{H}(k)$ calculada a partir del modelo dinámico no lineal $F(u, w)$ utilizado en el problema de optimización de estado estacionario local (LSSO) 2.23, en cada instante de muestreo o a pocos instantes de muestreo del controlador dinámico MPC.

$$\begin{aligned}
 \min_{u^{ss}, y^{ss}} \{ & J_E(k) = c_u^T \Delta_{u^{ss}} - c_y^T \Delta_{y^{ss}} \} \\
 \text{sujeto a : } & \Delta_{y^{ss}} = \mathbf{H}(k) \Delta_{u^{ss}} \\
 & y^{ss} = F(u(K-1), \tilde{w}) + \Delta_{y^{ss}} + b \\
 & u^{ss} = u(k-1) + \Delta_{u^{ss}} \\
 & u_{min} \leq u^{ss} \leq u_{max} \\
 & y_{min} \leq y^{ss} \leq y_{max}
 \end{aligned} \tag{2.25}$$

Que es similar a 2.24, pero con $F(u(k-1), \tilde{w})$ en lugar de $y^0(k+N|k)$ y con $\mathbf{H}(k)$ en lugar de \mathbf{G}_{ss} , donde b es el *bias* correspondiente a las perturbaciones no medidas basadas en una comparación de salidas medidas y predichas [33, 3].

Una forma de obtener $\mathbf{H}(k)$ sería mediante la ecuación 2.26 que calcula la jacobiana de la función $F(u(k-1), \tilde{w})$ para cada salida y respecto a cada una de las entradas u , las dimensiones de esta matriz están dadas por la cantidad de entradas y salidas del modelo.

$$\mathbf{H}(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(u(k-1), \tilde{w})}{\partial u_1} & \dots & \frac{\partial f_1(u(k-1), \tilde{w})}{\partial u_{n_u}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_{n_y}(u(k-1), \tilde{w})}{\partial u_1} & \dots & \frac{\partial f_{n_y}(u(k-1), \tilde{w})}{\partial u_{n_u}} \end{bmatrix} \tag{2.26}$$

La formulación presentada en 2.25 predomina en la aplicaciones para la optimización de SSTO ya que debido a las linealizaciones sucesivas permiten que $\mathbf{H}(k)$ represente de una manera mas precisa los cambios dados en el proceso.

Es importante resaltar que la estrategia de control jerárquico multicapa con optimización de consignas en línea compuesta por tres capas, vista en la figura 2.7, no representa una forma única para desarrollar algoritmos de control jerárquico con optimización, existen muchas variaciones como en [34, 35, 9], cuyo enfoque busca realizar una integración de los objetivos de optimización en el problema de minimización del control MPC o desarrollo de algoritmos de control predictivo económico denominados EMPC como en [16, 36], pero debido a que gran parte de las aplicaciones encontradas refieren la estructura de tres capas como la base de los algoritmos control jerárquico con optimización, ver [34, 37, 38, 2, 14], el presente trabajo fue realizado con base en este enfoque. Además, también cabe mencionar que muchos de estos estudios realizados acoplan la capa de optimización SSTO junto con el control MPC debido a su fuerte relación respecto al periodo de ejecución y el comportamiento, puesto que las linealizaciones sucesivas de la capa SSTO permiten que en muchos casos sea considerada como una capa de optimización dinámica al igual que el MPC. Para este trabajo las capas fueron representadas como en la figura 2.7, con el objetivo de ver la importancia y la función que cumplen dentro de la estructura de control de una forma un poco aislada, pero no obstante la relación entre las capas es bastante fuerte y su operación en conjunto llega a tener muy buenos resultados para el proceso, como se podrá evidenciar mas adelante.

Cuando se habla de periodo de ejecución T_e de las capas, se refiere a la frecuencia con que se ejecutan los cálculos de cada una de ellas, y este valor es diferente al tiempo de muestreo del controlador MPC denominado T_s . Por ejemplo supongamos que el tiempo de muestreo establecido para el controlador MPC de una determina aplicación de control jerárquico con optimización es $T_s = 1.5$ segundos y el periodo de ejecución de la capa LSSO se establece en $T_e = 3$, esto quiere decir que por cada calculo de la capa LSSO, se estarían efectuando tres cálculos de la capa de control MPC, lo que deja como resultado que el tiempo de muestreo de la capa LSSO para este caso en especifico sea de 4.5 segundos. Recordar también que la capa SSTO se calcula con el mismo tiempo de muestreo que el controlador MPC como se puede observar en la tabla 2.1.

2.3. Ejemplo de diseño de un control jerárquico

A manera de introducción, en esta sección se presentan los resultados del proceso de implementación del método de control jerárquico de tres capas, organizadas de forma descendente como LSSO, SSTO y MPC, este ejemplo tiene como objetivo mostrar de una forma practica los principios básicos de control multicapa y la importancia de cada capa en la estructura, para que el lector pueda reforzar los conocimientos al respecto y conocer la esencia de esta técnica de control avanzado de procesos.

2.3.1. Descripción y modelo de un reactor de polimerización

El proceso es una reacción de polimerización que se realiza en un reactor de tanque agitado continuo con camisa (CSTR) [39, 3]. La variable de salida es el numero de peso molecular promedio ($NAMW$) en $kg/kmol$, y es controlada manipulando el flujo del iniciador de entrada F_I en m^3/h . La principal perturbación es el flujo de alimentación del monómero y la corriente de disolvente F dada en m^3/h .

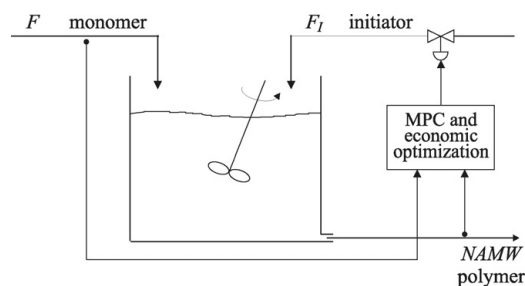


Figura 2.8: Sistema de control del reactor de polimerización. Tomado de [3]

El modelo de proceso *SISO* no lineal fundamental es el siguiente:

2.3. Ejemplo de diseño de un control jerárquico

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= 10(6 - x_1) - 2.4568x_1\sqrt{x_2} \\ \dot{x}_2 &= 80F_I - (0.10225 + 10F)x_2 \\ \dot{x}_3 &= 0.0024121x_1\sqrt{x_2} + 0.112191x_2 - 10x_3 \\ \dot{x}_4 &= 245.978x_1\sqrt{x_2} - 10x_4 \\ NAMW &= x_4/x_3 \end{aligned} \quad (2.27)$$

Las restricciones sobre las variables del proceso son las siguientes:

La variable manipulada está restringida:

$$F_{Imin} \leq F_I \leq F_{Imax} \quad (2.28)$$

Donde $F_{Imin} = 0.003500 \text{ m}^3/h$ y $F_{Imax} = 0.033566 \text{ m}^3/h$.

La variable de salida debe satisfacer un criterio de pureza. Por tanto, la variable de salida esta restringida:

$$NAMW_{min} \leq NAMW \quad (2.29)$$

Donde $NAMW_{min} = 20000 \text{ kg/kmol}$.

Los cambios en la señal de perturbación F se describen mediante la ecuación:

$$F(k) = F_0 - 1.4(\sin(0.008k) - \sin(0.08)) \quad (2.30)$$

Donde $F_0 = 2 \text{ m}^3/h$ respectivamente.

2.3.2. Diseño la estructura de optimización y control MPC

Este es un ejemplo práctico de control jerárquico con optimización de consignas en línea que para fines demostrativos será implementado en tres capas LSSO, SSTO y MPC, con una variación para la capa de control la cual también será evaluada usando un algoritmo PID, el cual en ese caso actuara como capa de control básico como en la figura 2.9, también es importante mencionar que este proceso no representa al proceso principal de este estudio y es usado para evidenciar algunos aspectos como modelos de régimen permanente no lineal, periodos de ejecución de las capas de la estructura y control con restricciones, este ejemplo fue tomado de [3] y su implementación en este trabajo es con el objetivo de reforzar algunos de los conceptos principales tratados en este capítulo.

2.3.2.1. Función de optimización económica para el proceso

Para este caso en específico, el problema de minimización J_E es formulado con base en que la velocidad de producción debe maximizarse, por lo tanto, la función de desempeño económico puede expresarse como:

$$J_E(k) = -u^{ss} \quad (2.31)$$

Es importante también tener en cuenta las restricciones de las variables del proceso, debido a esto la solución del problema de optimización se calcula respetando las mismas.

2.3.2.2. Capa LSSO

La capa de optimización de régimen permanente local (LSSO), será la encargada de maximizar F_I , minimizando el criterio de la ecuación 2.32, y para ello usa un modelo de régimen permanente no-lineal, con el cual a partir de los valores de la entrada manipulada F_I y el disturbio medido F es posible determinar el valor de salida $NAMW$. Dicho modelo es obtenido igualando a cero las derivadas del modelo de la ecuación 2.27, por ello el problema de optimización de la capa LSSO sería,

$$\begin{aligned} \min_{F_I^{ss}, NAMW^{ss}} \{J_E(k) = -F_I^{ss}\} \\ \text{sujeto a : } 0.003500 \leq F_I^{ss} \leq 0.033566 \\ 20000 \leq NAMW^{ss} \\ NAMW^{ss} = F(F_I^{ss}, \tilde{F}) \end{aligned} \quad (2.32)$$

Donde F_I^{ss} es el valor óptimo de entrada, $NAMW^{ss}$ es el valor de consigna óptimo y $F(F_I^{ss}, \tilde{F})$ representa el modelo de régimen permanente no-lineal del proceso.

Gracias a herramientas computacionales existentes hoy en día, es posible utilizar una función de optimización del *toolbox* de MATLAB adecuada para esta implementación, dicha función es conocida como *fmincon*, ya que permite minimizar un determinado criterio respetando unas determinadas restricciones tanto para la variable de entrada como para la variable de salida. La función *fmincon* busca un mínimo de una determinada función multivariable no lineal restringida. Este solucionador de programación no lineal encuentra el mínimo de un problema especificado por:

$$\min_x f(x) \quad \text{tal que} \quad \begin{cases} c(x) \leq 0 \\ ceq(x) = 0 \\ \mathbf{A} \cdot x \leq b \\ \mathbf{Aeq} \cdot x = beq \\ lb \leq x \leq ub \end{cases} \quad (2.33)$$

Donde b y beq son vectores, \mathbf{A} y \mathbf{Aeq} son matrices, $c(x)$ y $ceq(x)$ son funciones que devuelven vectores, y $f(x)$ es una función que devuelve un escalar. $f(x)$, $c(x)$ y $ceq(x)$ pueden ser funciones lineales o no lineales, x , lb y ub se pueden pasar como vectores o matrices.

Para resolver el problema de optimización en este caso, en $f(x)$ se define el criterio de optimización $J_E(k)$, las restricciones sobre la salida $NAMW$ se definen mediante una función que calcula $c(x)$, para las restricciones en la entrada estas se definen mediante lb y ub sobre x , que en este caso es F_I .

2.3.2.3. Capa SSTO

La implementación de la capa de optimización de objetivos de régimen permanente (SSTO) será la encargada de maximizar el criterio de la ecuación 2.34, el cálculo de los valores de F_I y $NAMW$ óptimos para este caso se realiza teniendo en cuenta un modelo de variaciones lineales, el cual, a partir de los valores de consigna óptima dados por la capa LSSO y la entrada manipulada F_I en el instante $(k - 1)$ hace posible determinar un valor de salida de $NAMW$ óptimo. Por tanto el modelo problema de optimización de la capa SSTO sería,

$$\begin{aligned}
 & \min_{F_I^{ss}, NAMW^{ss}} \{J_E(k) = \Delta_{F_I^{ss}} = F_I^{ss} - F_I(k - 1)\} \\
 & \text{sujeeto a : } \Delta_{NAMW^{ss}} = \mathbf{H}(k)\Delta_{F_I^{ss}} \\
 & \quad \quad \quad NAMW^{ss} = F(F_I^{ss}(k - 1), \tilde{F}) + \Delta_{NAMW^{ss}} \\
 & \quad \quad \quad F_I^{ss} = F_I(k - 1) + \Delta_{F_I^{ss}} \\
 & \quad \quad \quad 0.0035 \leq F_I^{ss} \leq 0.033566 \\
 & \quad \quad \quad 20000 \leq NAMW^{ss}
 \end{aligned} \tag{2.34}$$

Donde F_I^{ss} y $NAMW^{ss}$ son los nuevos valores de entrada y consigna óptimos calculados a partir de la entrada F_I y $F(F_I^{ss}(K - 1), \tilde{F})$, el cual representa el valor anterior de consigna óptimo calculado por la capa LSSO. Para este caso como el proceso es de una entrada y una salida, $\mathbf{H}(k)$ será una ganancia la cual es calculada mediante la jacobina de la función no-lineal usada en la capa LSSO respecto a la entrada F_I , así $\partial f(F_I, \tilde{F})/\partial F_I$ y su valor de ganancia se obtiene evaluando el modelo alrededor de un punto de operación dado por la entrada F_I y el disturbio \tilde{F} .

El problema de optimización SSTO en este caso se resuelve mediante una función de optimización del *toolbox* de MATLAB adecuada para esta implementación, dicha función es conocida como *linprog*, ya que permite minimizar un determinado criterio respetando las restricciones impuestas. La función *linprog* busca un mínimo de una determinada función lineal restringida. Este solucionador de programación lineal encuentra el mínimo de un problema especificado por:

$$\min_x f^T x \quad \text{tal que} \quad \begin{cases} \mathbf{A} \cdot x \leq b \\ \mathbf{A}_{eq} \cdot x = beq \\ lb \leq x \leq ub \end{cases} \tag{2.35}$$

Donde f , x , b , beq , lb y ub son vectores, \mathbf{A} y \mathbf{A}_{eq} son matrices.

Para resolver el problema de optimización en este caso, en f se define el criterio de optimización $J_E(k)$, las restricciones sobre las salida $NAMW$ se definen mediante b , para las restricciones en la entrada estas se definen mediante lb y ub sobre x , que en este caso es F_I .

2.3.2.4. Capa de control MPC

En la capa de control MPC se usa el algoritmo básico de GPC, cuya función de optimización esta descrita en la ecuación 2.11, con horizonte de predicción $N = 10$, horizonte de control $N_u = 3$, las matrices de ponderación $\mathbf{W}_y = 1$ y $\mathbf{W}_u = 1$, el escalar de peso específico sobre las variaciones en la entrada $\lambda = 0.2$ y un período de muestreo T_s es 1.8 min. También se fijaron las restricciones 2.28 sobre la variable de entrada F_I y 2.29 sobre la variable de salida $NAMW$.

Para el desarrollo de este algoritmo GPC se adaptó la función de optimización teniendo en cuenta los parámetros y restricciones, mediante la herramienta *mpctool* de MATLAB usando el siguiente modelo en espacio de estados discreto, linealizado alrededor del punto de operación $\bar{F}_I = 0.02$ y $\bar{F} = 1.25$.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -10.8753984017580 & -19.0199747764611 & 0 & 0 \\ 0 & -12.6022500000000 & 0 & 0 \\ 0.000859471053761188 & 0.130864917762253 & -10 & 0 \\ 87.6460224957795 & 1904.30452440751 & 0 & -10 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -1.26961455295681 & 80 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C} = [0 \quad 0 \quad -13414871.4144116 \quad 526.713092446764]$$

2.3.2.5. Capa de control PID

En la capa de control PID se usa el algoritmo básico en configuración paralela y los parámetros de sintonización fueron encontrados a partir del análisis de la respuesta de primer orden mas tiempo muerto para el método de Ziegler y Nichols con la formula de asentamiento a un cuarto vista en detalle en [40]. La figura 2.11 muestra la señal de entrada aplicada al proceso y la correspondiente salida obtenida, posteriormente mediante el análisis grafico se obtuvieron los siguientes parámetros para la configuración del algoritmo de control PID $K_P = -8.9036^{-07}$, $K_I = -4.9018^{-06}$ y $K_D = -7.3464^{-09}$. El algoritmo de control PID se implemento mediante el bloque de control PID presente en MATLAB_simulink, cuya ley de control es:

$$U(k) = K_P + \frac{K_I}{s} + \frac{K_D N}{N^{\frac{1}{s}} + 1} \quad (2.36)$$

Donde N que es el coeficiente de filtro de la ley de control $U(k)$, se deja por defecto en 100.

2.3.3. Resultados

Mediante la implementación del control jerárquico multicapa presentado en este trabajo sobre el proceso del reactor de polimerización se obtuvieron los siguientes resultados.

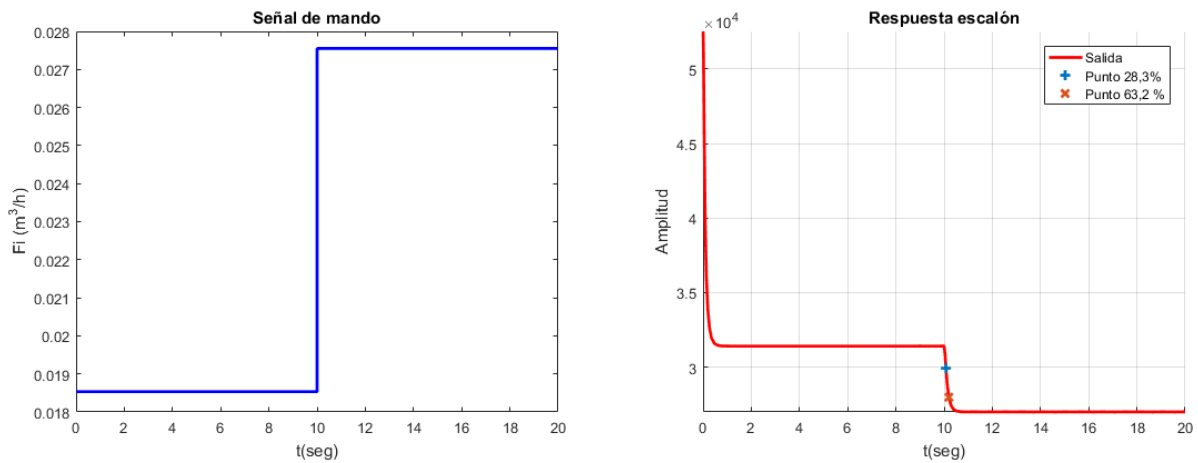


Figura 2.11: Datos de respuesta del modelo de primer orden mas tiempo muerto para el reactor CSTR.

En la figura 2.12 se pueden observar los cambios de consigna $NAMW$ dados por las capas de optimización LSSO + SSTO valores de referencia los cuales son valores de *set - point* para el controlador GPC. Para este caso, el periodo de ejecución es $T_e = 1$ por lo que todas las capas de la estructura de control se ejecutan al mismo tiempo de muestreo $T_s = 1.8$ segundos.

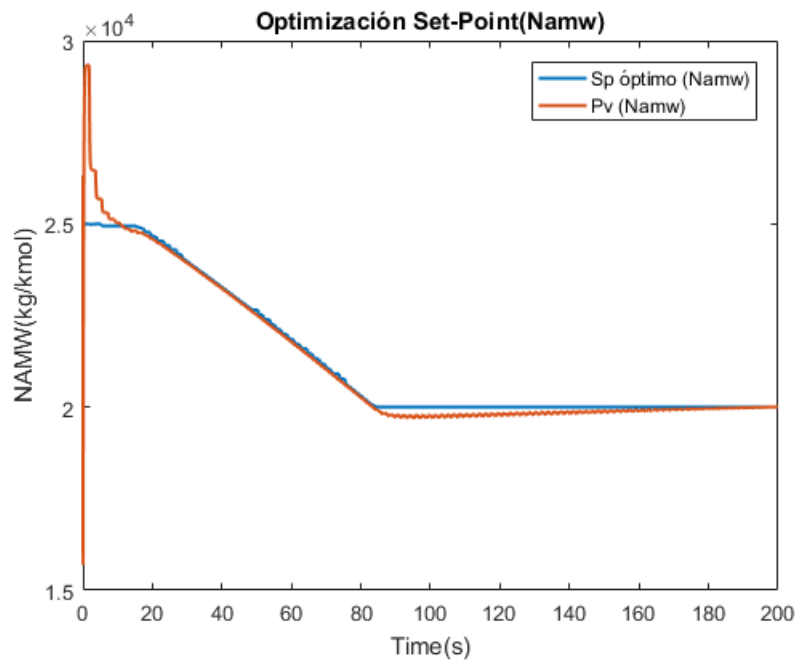


Figura 2.12: Relación de *set - point* óptimos y variable de proceso NAMW.

En la figura 2.13 es posible observar el valor de flujo F , el cual representa el disturbio

que ingresa al proceso y que es medido por las capas de optimización que permiten encontrar un nuevo valor de consigna para el proceso.

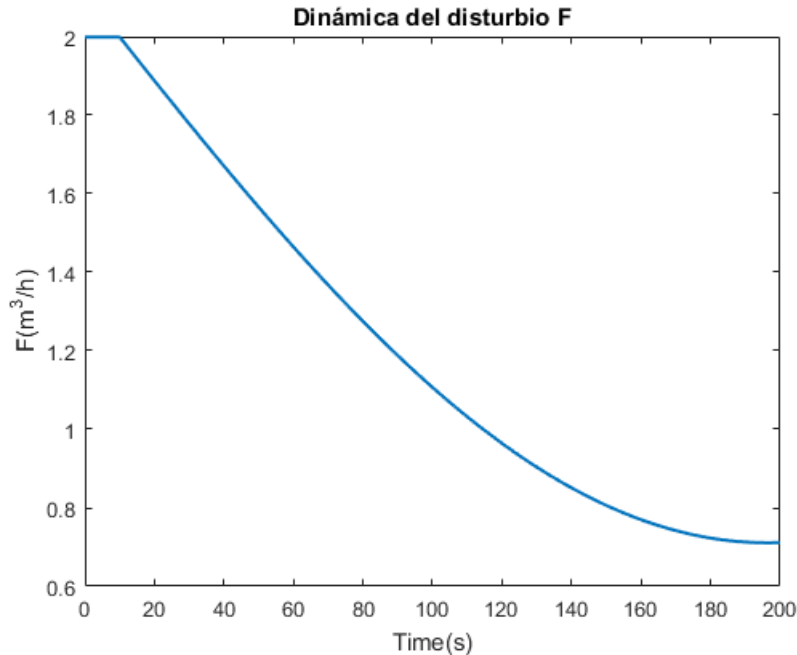


Figura 2.13: Dinámica en el tiempo del disturbio F

En la figura 2.14 se puede observar el comportamiento del criterio de optimización J_e calculado por la capa LSSO y su relación frente al valor del J_e dado por F_I que calcula la capa de control MPC, la cual es la señal de control que ingresa al sistema. La capa LSSO hace un cálculo rápido de lo que debe ser el valor óptimo de F_I en régimen permanente, en este caso maximizar su valor, mientras que las capas de abajo buscan satisfacer ese valor óptimo teniendo en cuenta la dinámica del proceso. Es posible apreciar que la diferencia de las señales es baja y por ende, se puede decir que la estructura jerárquica desarrolla un buen resultado para el objetivo de optimización de la planta.

Para realizar un análisis de a figura 2.15 que representa la comparación gráfica de los valores de la integral de la función del objetivo económico en las estructuras del sistema de control LSSO + MPC, LSSO + SSTO + MPC y LSSO + SSTO + PID, en función de los periodos de ejecución T_e de la capa de optimización no lineal LSSO. Es necesario recordar que el objetivo de optimización para este proceso, es maximizar la producción de la planta, la cual depende de la entrada de flujo en m^3/h dada por F_I , entre mas grande sea F_I mejor para el proceso, por lo cual el criterio de optimización que se traduce a un problema de minimización, para este caso fue definido como $J_E(k) = -F_I$, lo cual quiere decir que entre mas pequeño sea J_E mucho mejor.

Por tanto, cuando la iteración del problema de optimización se realiza mediante LSSO

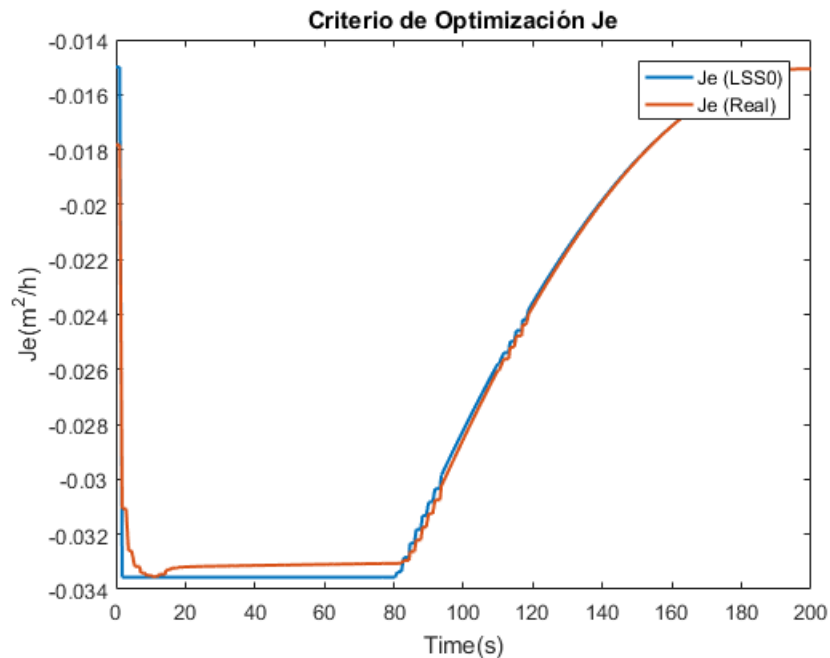


Figura 2.14: Criterio J_e calculado por el problema de optimización vs el valor real que ingresa a la planta.

+ MPC el criterio J_e empieza a alejarse drásticamente de valores óptimos a medida que el periodo de ejecución de la capa LSSO aumenta, también se observa cómo al incluir la capa SSTO en la estructura jerárquica el criterio sufre una afectación mucho menor a medida que el periodo de ejecución T_e de la capa LSSO aumenta. También se puede observar que para la estructura LSSO + SSTO + PID el criterio de optimización J_e no se aleja tanto de los valores dados por LSSO + SSTO + MPC, pero cabe aclarar la importancia del análisis a largo plazo del criterio de optimización, puesto que esa pequeña diferencia puede generar un impacto negativo sobre el mismo, aunque de igual forma mediante la implementación de control PID puede llegar a obtener buenos resultados en cuanto a criterios económicos para el proceso.

Como conclusión respecto al ejemplo de esta sección cabe resaltar la importancia de la capa SSTO, ya que esta basa su cálculo en una función de programación lineal (LP) y su cálculo no requiere de demasiada carga computacional respecto al cálculo de la función de programación no lineal de la capa LSSO. Por ello la presencia de la capa SSTO en problemas de alta no linealidad permite un mejor cálculo de la función de optimización para la estructura de control jerárquico multicapa.

Nota: Toda la información adicional acerca de este ejemplo y su aplicación se encuentra mucho más detallada en el anexo A.

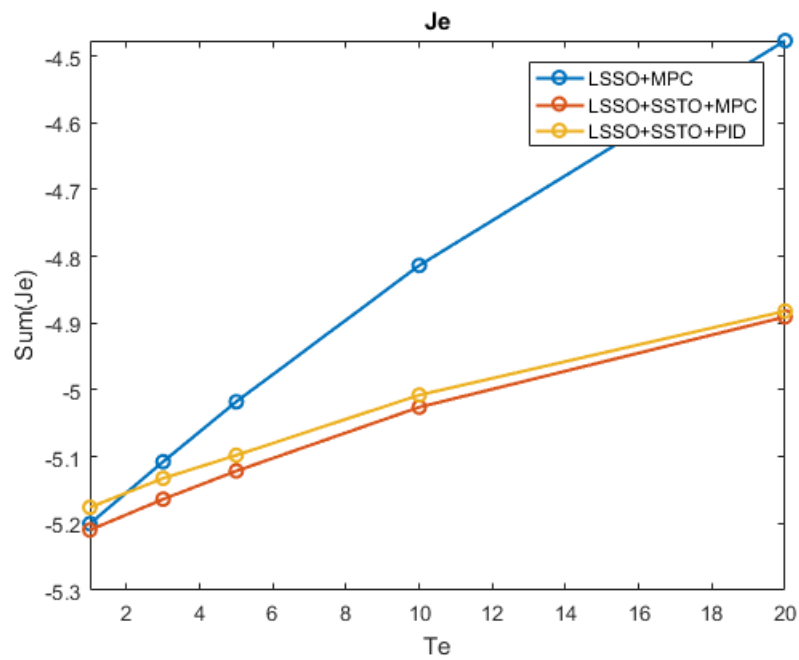


Figura 2.15: Integral de la función de costo respecto al periodo de ejecución de la capa LSSO.

Capítulo 3

Modelo computacional de la planta caso de estudio para la implementación de control jerárquico con optimización de consignas en línea

Este capítulo presenta en detalle la selección y construcción del modelo computacional caso de estudio, correspondiente a una columna de destilación de metanol/agua. Este caso de estudio se ha debido seleccionar desde la literatura disponible, ya que debe ser idóneo para poder aprender de él, los aspectos más relevantes de la estrategia de control jerárquico. En la sección 3.1, se relacionan casos de estudio encontrados en la literatura y el proceso desarrollado para la selección del caso anteriormente mencionado, en la sección 3.2 se presentan algunos software que permiten el desarrollo de modelos de plantas industriales de procesos químicos y posteriormente se muestra en detalle el diagrama de flujo de proceso (PFD) que representa el modelo computacional de la planta, desarrollado en *Aspen Hysys*.

3.1. Procesos industriales relacionados

Para la respectiva selección del caso de estudio, el cual posteriormente será usado para el desarrollo de la implementación de control jerárquico multicapa con optimización, en esta sección se describe todo el procedimiento realizado, iniciando con la correspondiente búsqueda sistemática de casos de estudio usados en la literatura existente como ejemplo para la implementación de técnicas de control avanzado con optimización y continuando con la respectiva selección del caso, teniendo en cuenta análisis de datos relacionados con cantidad de implementaciones, cantidad de lazos de control presentes en la planta, disponibilidad de criterios de optimización, entre otros. Es importante también mencionar que la descripción fundamental de los procedimientos para el desarrollo de estrategias de control jerárquico con optimización en este trabajo, va enfocada hacia el estudio inicial de la técnica por ende se aprovecha gran parte de la información presente en la literatura para la correspondiente selección del caso de estudio.

3.1.1. Búsqueda sistemática

Un proceso de búsqueda sistemática permite un conocimiento sobre las implementaciones desarrolladas en investigaciones relacionadas con un determinado trabajo que se desee realizar. Por tanto teniendo en cuenta lo dicho anteriormente y aplicado a este trabajo, permitirá que se adquiera un conocimiento acerca de los procesos industriales a los cuales generalmente van enfocadas las técnicas de control jerárquico con optimización, de las cuales se habla en el presente estudio.

En este apartado, se dan a conocer los resultados de la búsqueda sistemática realizada, donde principalmente se presentan casos de estudio de plantas como un reactor de tanque agitado continuo (CSTR) para diferentes tipos de reacciones exotérmicas (reacción química que libera energía) y columnas de destilación de diferentes tipos. Teniendo en cuenta lo anterior, como primer paso se presentan los criterios de selección de los datos, posteriormente la información las aplicaciones encontradas de una forma general, y finalmente se da una pequeña descripción de los procesos con mayor aplicación nombrados.

3.1.1.1. Criterios de búsqueda y selección de la información

La búsqueda de la información presente en la literatura se realizó teniendo en cuenta los siguientes criterios, establecidos como palabras claves relacionadas al trabajo desarrollado en este documento.

- *Set-point optimization process industrial*
- *MPC supervisory control*
- *Optimization and MPC advanced control*
- *Multilayer hierarchical control*

Para la correspondiente selección de la información encontrada, se definieron los siguientes criterios, los cuales permiten tener una información mucho mas precisa sobre implementaciones de control jerárquico con optimización en procesos industriales.

- Documentos con antigüedad no mayor a 10 años
- Implementaciones de control MPC
- Optimización de *set-point's* en línea
- Idiomas (Español, Ingles y Portuges)

3.1.1.2. Aplicaciones encontradas

La tabla 3.1 presenta las aplicaciones encontradas después de aplicar los criterios de selección anteriormente nombrados, esta información permite observar la tendencia de aplicación industrial de la técnica de control jerárquico multicapa con optimización. En esta tabla se resaltan 3 aspectos importantes como son el número de lazos de control optimizados, la complejidad y la información del proceso, estos aspectos permitirán descartar algunas opciones de aplicación teniendo en cuenta el alcance del presente trabajo.

Es importante resaltar que los aspectos que tienen que ver con, la información del proceso están establecidos en tres categorías y se elige cada una de ellas al realizar la clasificación teniendo en cuenta el documento en cuestión y sus anexos correspondientes, para definir de la categoría en cuanto a la complejidad del proceso se tiene cuenta la cantidad de lazos de control asociados y la formulación del modelo que representa la dinámica del proceso.

Posteriormente realizando una clasificación más específica de los procesos industriales con implementación de control jerárquico con optimización, se establecen cinco categorías generales relacionadas con el proceso las cuales son:

- Columnas de destilación
- Reactor CSTR o similar
- Plantas multi-componentes
- Procesos poco conocidos
- Tanques o separadores simples

Estas categorías permiten que se pueda realizar una selección más específica de los procesos, también cabe aclarar que esta información no representa todas las aplicaciones presentes en la literatura, pero si una gran parte de ellas, lo cual permite realizar una selección acertada del proceso para la implementación más adelante en este trabajo. En la figura 3.1 es posible observar una gran cantidad de aplicaciones para las columnas de destilación y los procesos de reacción, al igual que se puede observar gráficamente los porcentajes de aplicación de cada una de las categorías mencionadas.

3.1.1.3. Procesos con mayor aplicación

Reactor de tanque agitado continuo (CSTR)

Uno o más reactivos se alimentan en un reactor de tanque agitado continuo (CSTR) y experimenta una reacción exotérmica reversible en muchos casos. Las variables más comunes analizar en el proceso son temperatura, concentración, presión, nivel y flujos,

3.1. Procesos industriales relacionados

Ítem	Proceso	Año	Lazos de control	Complejidad del proceso	Información del proceso	Ref
1	Planta Tennessee Eastman	2008	5	Alta	Básica	[9]
2	Reactor CSTR de polimerización	2008	1	Baja	Bastante	[3]
3	Columna de destilación de Kaibel	2009	4	Alta	Básica	[1]
4	Reactor CSTR de reacción van Vusse	2010	1	Baja	Bastante	[31]
5	Columna de destilación metanol-agua	2010	2	Alta	Bastante	[8]
6	Sistema de tanques continuos	2012	1	Baja	Bastante	[32]
7	Destilación de propileno	2012	2	Media	Básica	[12]
8	Planta de producción de amoniaco	2012	6	Alta	Básica	[41]
9	El reactor en la planta de Williams-Otto.	2014	3	Media	Muy poca	[42]
10	Destilación de propano-propileno	2015	3	Alta	Muy poca	[38]
11	Destilación BTX (benceno, tolueno y p-xileno)	2015	3	Alta	Muy poca	[35]
12	CSTR de producción de poliestireno	2017	2	Alta	Bastante	[15]
13	Columna fraccionadora de aceite pesado	2017	3	Media	Muy poca	[37]
14	Proceso de secado de maltodextrina DE-18	2017	2	Alta	Muy poca	[43]
15	Reactor de deshidrogenación de etilbenceno	2017	3	Alta	Básica	[34]
16	Proceso de craqueo catalítico fluido (FCC)	2017	5	Alta	Muy poca	[44]
17	Columna despropanizadora	2018	2	Alta	Básica	[45]

Tabla 3.1: Procesos Industriales relacionados con implementación de optimización de consignas y control MPC.

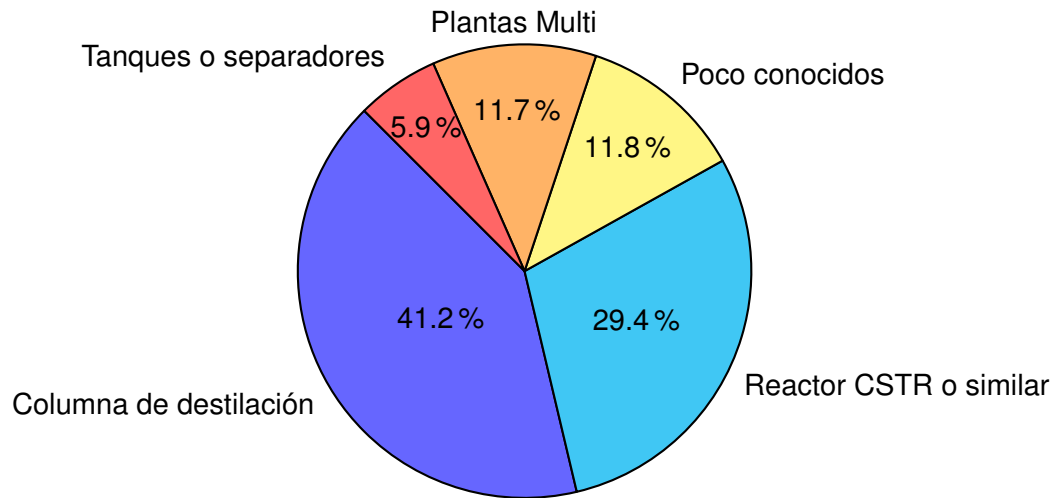


Figura 3.1: Porcentaje de aplicación por proceso usado para implementación de control jerárquico con optimización

al igual que peso molecular de salida como en caso del ejemplo de la sección 2.3. En la figura 3.2 muestra un diagrama básico de un CSTR donde se pueden observar algunas de las variables anteriormente mencionadas.

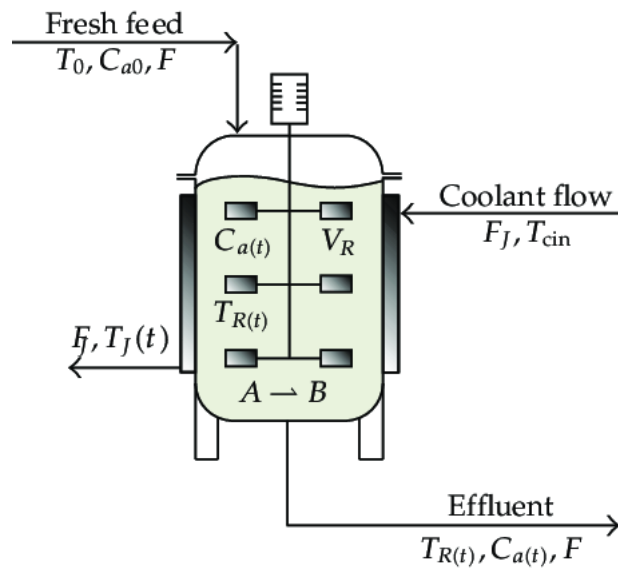


Figura 3.2: Esquema básico de un reactor CSTR. Tomado de [4]

Columna de destilación

La destilación consiste en separar, mediante vaporización y condensación en los diferentes componentes líquidos, sólidos disueltos en líquidos o gases licuados de una mezcla. En este proceso las variables presentes y que generalmente requieren de con-

Los parámetros de control son temperatura, presión, nivel, flujos, corrientes de caloríficas y de refrigeración y concentración de los flujos presentes. En la figura 3.3 es posible observar un esquema básico de un sistema de destilación, como también las partes principales que lo conforman como es el condensador, el reboiler y la torre de destilación.

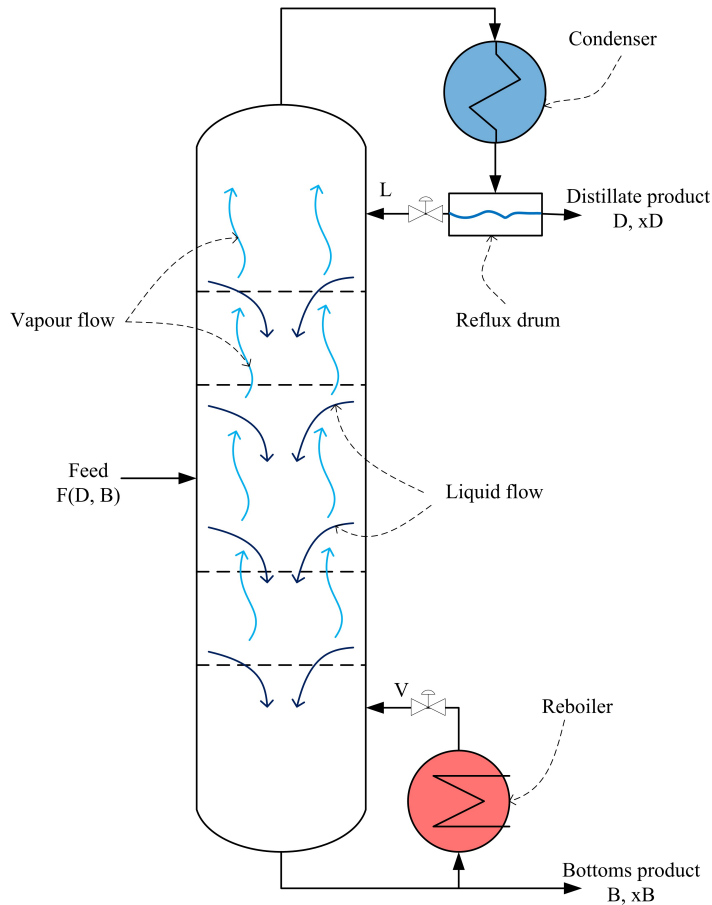


Figura 3.3: Esquema básico de una columna de destilación. Tomado de [5]

3.1.2. Selección del proceso caso de estudio

El proceso de selección del caso de estudio, el cual se usará en el siguiente capítulo para la aplicación del control jerárquico con optimización de consignas en línea, en primer lugar parte de la idea de seleccionar ya sea un reactor CSTR o una columna de destilación puesto que son los casos mayormente aplicados según la tabla 3.1 y la figura 3.2. Siguiendo esta idea la tabla 3.2 muestra las posibles plantas a ser seleccionadas como caso de estudio teniendo en cuenta los siguientes criterios:

- Procesos con no más de tres lazos de control involucrados con la optimización.
- Procesos con información Básica o Bastante.

- Procesos con complejidad Media o Alta.

Es importante mencionar que los criterios anteriormente definidos para la selección del proceso fueron establecidos así, puesto que para el presente trabajo no se cuenta con un caso de estudio específico. Cada uno de los procesos indicados en la tabla 3.1 puede ser un caso de aplicación si se desea y la información respecto al proceso puede ser consultada en la literatura. En este trabajo para aspectos prácticos la selección del proceso se realiza de una forma general mediante los criterios establecidos.

Ítem	Proceso	Lazos de control	Complejidad del proceso	Información del proceso
1	Columna de destilación metanol-agua	2	Alta	Bastante
2	Destilación de propileno	2	Media	Básica
4	CSTR de producción de poliestireno	2	Alta	Bastante
5	Reactor de deshidrogenación de etilbenceno	3	Alta	Básica
6	Columna despropanizadora	2	Alta	Básica

Tabla 3.2: Posibles procesos de aplicación pre-seleccionados.

Para la selección del proceso de aplicación a partir de la tabla 3.2, se tuvieron en cuenta aspectos como: lazos de control totales en la planta, viabilidad de encontrar parámetros restantes y por último posibilidad de simulación dinámica en el software que se verá en detalle en la sección 3.2. Por tanto después del respectivo análisis, los procesos resaltados en amarillo, fueron descartados porque incurrían en bastantes lazos de control además de los lazos asociados a la optimización y para el caso de la columna despropanizadora los parámetros de simulación eran insuficientes para el desarrollo de la misma, por ende fueron seleccionados la columna de destilación metanol-agua y el reactor CSTR de poliestireno resaltados en la tabla 3.2.

Los procesos resaltados en verde fueron implementados en Aspen HYSYS y evaluada la dinámica del comportamiento del proceso, en esta parte se encontró que el software no permite análisis de pesos moleculares puesto que no incluye un paquete de simulación de polímeros denominado *Aspen Polymer Plus*, por ende deja como resultado la selección del caso de estudio como la **columna de destilación de metanol-agua**. Los parámetros de simulación a los que se refiere en este apartado se observan con más detenimiento posteriormente en la sección 3.2.

3.2. Modelamiento de procesos industriales mediante herramientas computacionales

El modelamiento de procesos industriales haciendo uso de herramientas computacionales como software con motor de dinámica dada por solución de ecuaciones diferenciales, permite realizar pruebas de análisis de datos, comportamientos de los lazos de control, implementaciones de nuevos algoritmos de control avanzado, entre otras, de una manera segura y sin preocuparse por llegar a ocasionar problemas en un determinado proceso de producción. Por tanto, para efectos de este trabajo cuyo enfoque es hacia los procesos industriales, se simulará el proceso mediante un software en el cual se pueda configurar parámetros de un proceso con mucho mas similitud a una planta industrial real.

Para realizar el modelamiento de la columna de destilación de metanol-agua, inicialmente en esta sección se verán algunas de las aplicaciones software mas relevantes y algunos factores que diferencian uno de otro, posteriormente se hará una pequeña introducción al software Aspen HYSYS, el cual fue elegido para el desarrollo de la planta, teniendo en cuenta aspectos de información presente sobre el software, enfoque de simulación del software y facilidad de comunicación para envío de datos con MATLAB, por último se presenta el desarrollo de la planta en Aspen HYSYS mediante moldeamiento de operaciones y parámetros para simulación.

3.2.1. Software de simulación de procesos químicos

El software de simulación de procesos al que se refiere en este apartado, son simuladores con modelos previamente programados en los que el usuario utiliza paquetes de software de uso específico que previamente han sido configurados para calcular distintas dinámicas de procesos y operan bajos ciertos limites, a diferencia de software como FREEMAT, MATLAB, SCILAB, etc., los cuales son simuladores programables en los que el usuario programa sus propios modelos [46]. Aunque este tipo de software puede ser poco variable porque funciona como una caja negra donde ingresan parámetros y se obtienen las correspondientes salidas, llegan a ser muy confiables y robustos para simulación de procesos industriales. La tabla 3.3 muestra algunos de los simuladores mas conocidos y detalla algunos aspectos importantes, los cuales se tienen en cuenta en el presente trabajo.

Debido a la cantidad de características presentes como: calculo de relaciones de vapor-liquido, transferencia de calor, caídas de presión, balances de masa y energía, modelamiento en estado estacionario y modo dinámico y principalmente su facilidad de comunicación con el software MATLAB, Aspen HYSYS fue el simulador elegido para la implementación de la columna de destilación puesto que muchos de estos aspectos nombrados hacen parte de la dinámica del proceso. Cabe resaltar también que los simuladores restantes en la tabla 3.3 pueden ser usados para desarrollo de modelos

de procesos industriales similares y podrían llegar a representar de una forma muy precisa las dinámicas del proceso, teniendo en cuenta claramente las restricciones de los mismos.

Simulador	Enfoque del Software (Características principales)	Tutoriales, ejemplos y guías	Comunicación con MATLAB	Ref
Aspen plus (Comercial)	Simulador de procesos químicos: estimación de propiedades de compuestos, análisis de sensibilidad de variables, análisis de procesos químicos, entre otras tareas del diseño de procesos y equipos. Modelamiento (Estatico y Dinamico)	Bastante	Adaptable mediante OPC cliente-servidor	[47]
Aspen HYSYS (Comercial)	Simulador de procesos químicos y oil-gas: cálculos básicos de la ingeniería química, balance de masa y energía, relaciones de equilibrio de vapor-líquido, la transferencia de calor y masa, la cinética química, el fraccionamiento y la caída de presión. Modelamiento (Estatico y Dinamico)	Bastante	Sencilla OPC cliente-servidor	[6]
UniSim Design (Comercial)	Simulador de procesos químicos y oil-gas: calcula con precisión las propiedades cinéticas físicas, de transporte, separación y reacción. Modelamiento (Estatico y Dinamico)	Medianamente alta	Sencilla OPC cliente-servidor	[48]
CHEMCAD (Comercial)	Simulador de procesos químicos y oil-gas: bio procesamiento, gas de petróleo, Productos farmacéuticos, Fabricación de equipos, Modelamiento (Estatico y Dinamico)	Medianamente alta	No conocida hasta el momento	[49]
CADSIM Plus (Comercial)	Simulador de procesos químicos: balances de masa y energía, optimización en tiempo real control avanzado de procesos. Modelamiento (Estatico y Dinamico)	Medianamente alta	No conocida hasta el momento	[50]
COCO (Código abierto)	Simulador de procesos químicos: diagramas de flujo de proceso, operaciones unitarias, cinética de reacciones, termodinámica, funcionalidad para graficar distintos tipos de variables. Modelamiento (Estatico)	Bastante	No conocida hasta el momento	[51]
ChemSep (Código abierto)	Simulador de procesos químicos especialista en: columna para las operaciones de destilación, absorción y extracción Modelamiento (Estatico)	Medianamente alta	No conocida hasta el momento	[51]

Tabla 3.3: Simuladores de procesos químicos y de tratamiento de petróleo más conocidos.

3.2.2. Introducción a Aspen HYSYS

Software de simulación y optimización, desarrollado por Hyprotech Ltd en un principio y luego fue adquirido por AspenTech en el 2004 por lo que es desarrollado en la actualidad por Aspen Technology. Hoy en día es muy usado en el área industrial, su enfoque es la ingeniería de procesos y la simulación, tiene bastantes características que permiten la solución de una gran cantidad de procesos químicos y de tratamiento de crudos.

- Algunas ventajas de Aspen HYSYS
 - Interfaz amigable con el usuario.
 - Usa bases de datos experimentales y extensas.
 - Gran cantidad de operaciones: Mezcladores, separadores, tanques, reactores, columnas de destilación, etc. Como se puede observar en la figura B.2.
 - Amplia variedad de paquetes de fluidos y termodinámica.
- Algunas desventajas de Aspen HYSYS
 - Pocas o nulas aplicaciones de sólidos
 - Software de optimización limitado.

Para realizar el respectivo modelamiento de un determinado proceso en Aspen HYSYS se debe tener en cuenta dos aspectos principales que se definen en las propiedades de la simulación, ver figura 3.4, uno es establecer la lista de componentes a usar y el otro es el paquete de fluido que se encargara de calcular la dinámica del proceso adecuada. Para la lista de componentes, como se dijo anteriormente Aspen HYSYS tiene una base de datos extensa lo que significa que existe una gran cantidad de componentes presentes, no obstante el software también permite crear distintos componentes considerados como hipotéticos. La selección del denominado *Fluid Package* se realiza en base el tipo de componente o al tipo de proceso, por ende, para la selección correcta de paquete de fluido son los diagramas denominados arboles de selección de paquete de fluidos, los cuales permiten que el usuario pueda elegir la dinámica ideal dependiendo de los componentes y de los parámetros presentes en la simulación (En el entorno de simulación estos arboles están presentes en el asistente denominado *Assistant-Property package selection*).

La figura 3.5 muestra lo seria un enfoque general de un árbol de selección del *Fluid Package*, es importante resaltar que el comportamiento de la dinámica del sistema es totalmente dependiente del paquete de fluido elegido, por tanto se debe de realizar una correcta selección del mismo. También cabe aclarar que existen muchos mas enfoques de árbol de selección que son mas detallados para mejor entendimiento y correcta selección del paquete de fluido, ver [52].

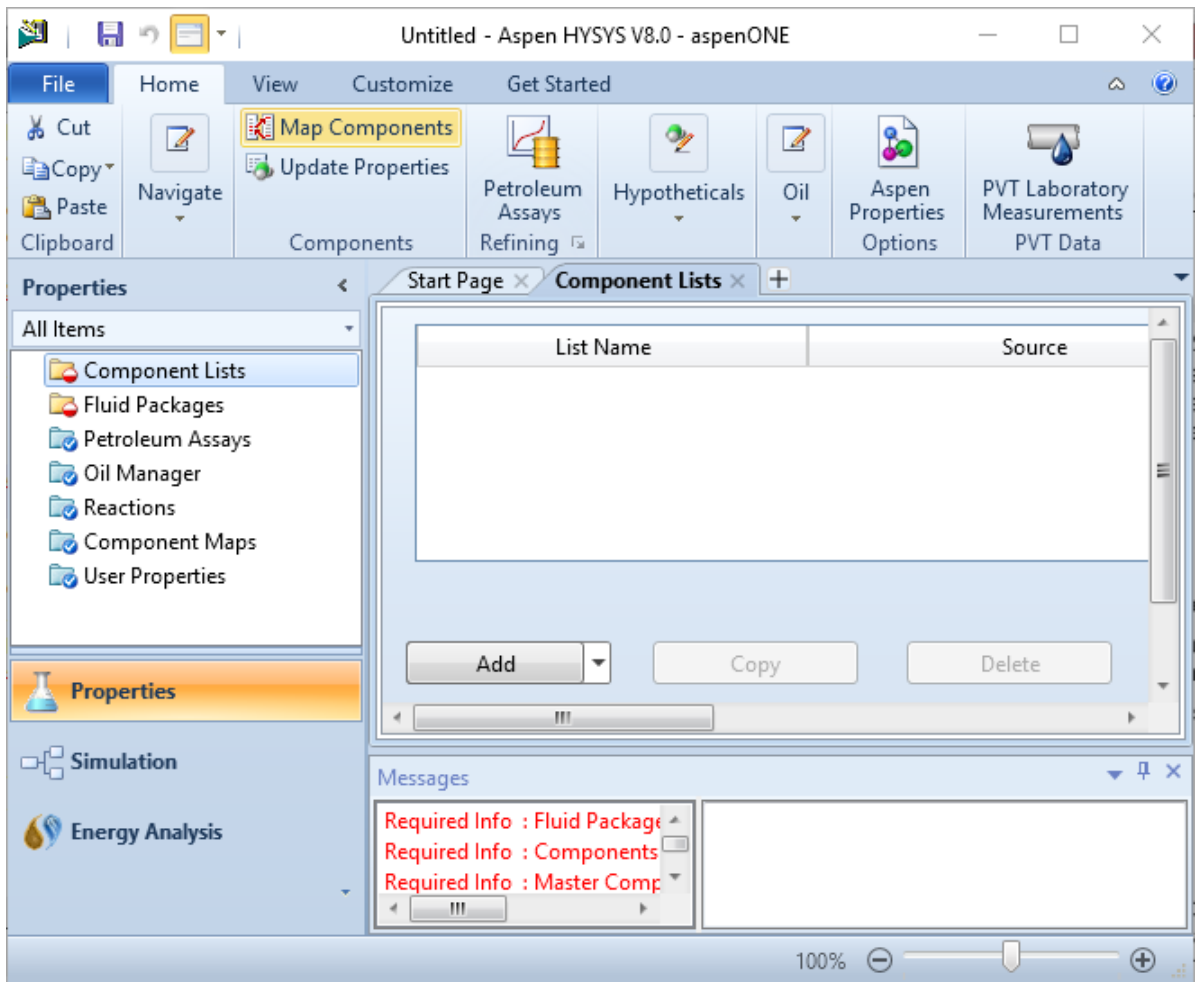


Figura 3.4: Entorno de configuración de propiedades Aspen HYSYS.

3.2.2.1. Modelamiento en modo estacionario

El modelamiento en régimen permanente de procesos en Aspen HYSYS tiene que ver con configuraciones iniciales como son: definición de las corrientes de flujo, configuración de parámetros de temperatura, flujo, presión y composición principalmente, además se agregan las distintas operaciones que conforman el proceso y sus respectivas conexiones en este modo Aspen Hysys calcula los parámetros restantes mediante modelos de régimen permanente los cuales permiten conocer cual será el comportamiento del sistema y realizar los respectivos cambios si lo que se quiere es simular un proceso conocido.

3.2.2.2. Modelamiento en modo dinámico

Para simular la dinámica de un determinado proceso un complemento denominado *Aspen HYSYS Dynamics* verifica que haya una diferencia de presiones que permita que se genere flujo en las diferentes corrientes y equipos principalmente. Además

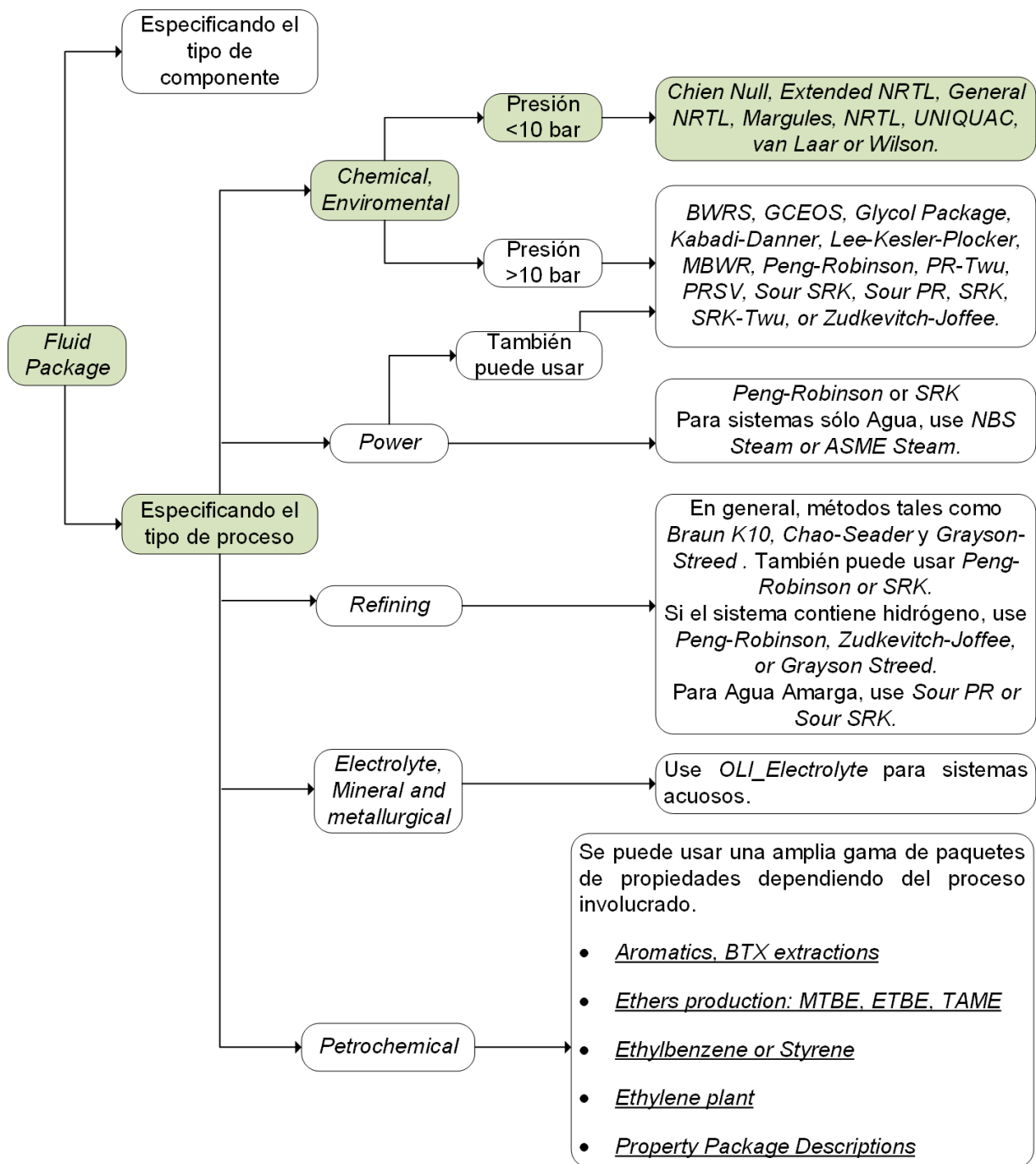


Figura 3.5: Árbol general de selección de Fluid Package Aspen HYSYS. Basado en [6]

también se analizan parámetros de dimensionamiento como son volumen, longitudes y áreas de componentes para determinadas operaciones. En este modo de simulación generalmente se agregan válvulas, compresores, motobombas, controladores, entre otros. Herramientas que permiten simular y analizar la dinámica y el comportamiento del proceso.

3.2.3. Modelo caso de estudio

El proceso de columna de destilación de metanol-agua es un sistema en el cual una corriente de flujo que contiene una mezcla de metanol y agua denominada F cuya composición de metanol esta representada x_f , ingresa a la columna y posteriormente se destila un flujo de metanol D en la parte alta cuya composición de metanol es x_D , y un flujo de agua B en la parte baja cuya composición de metanol es x_B . También existen dos corrientes de flujo de entrada denominadas R flujo de reflujo y V flujo de vapor estos flujos son de realimentación ver figura 3.6. Los parámetros de diseño de la columna de destilación y las condiciones de funcionamiento nominales se dan en la Tabla 1.

Parámetro	Valor	Unidades
Numero de platos	$N_t = 12$	–
Plato de flujo de entrada	$N_f = 4$	–
Flujo molar de entrada	$F = 100$	$kmol/h$
Composición del flujo de entrada	$x_f = 0.5$	–
Flujo molar de reflujo	$R = 33.3634$	$kmol/h$
Flujo molar de vapor	$V = 83.3634$	$kmol/h$
Retención de liquido por plato	$M_{n=1...12} = 0.5$	$kmol$
Retención de liquido en el condensador	$M_D = 5$	$kmol$
Retención de liquido en el reboiler	$M_B = 5$	$kmol$
Flujo molar salida en la parte alta	$D = 50$	$kmol/h$
Flujo molar salida en la parte baja	$B = 50$	$kmol/h$
Composición del flujo de salida en la parte alta	$x_D = 0.95$	–
Composición del flujo de salida en la parte baja	$x_B = 0.05$	–

Tabla 3.4: Parámetros del modelo columna de destilacion metanol-agua. Tomado de [8].

Para el desarrollo de la simulación del proceso de la columna de destilacion como primer paso se configuraron las propiedades agregando una tabla de componentes que incluía agua y metanol, y la selección del paquete de fluidos se realizo teniendo en cuenta los bloques subrayados en la figura 3.5. Para una correcta selección del paquete de fluido, se configuraron los parámetros de la tabla 3.4 en Aspen HYSYS y los datos no conocidos fueron asimilados cerca de valores dados, por ejemplo para las presión del flujo de entrada, este valor se estableció en 1 bar que es la presión que se considera constante en el modelo [8]. Una vez configurado el modelo se probaron los distintos paquetes recomendados por el árbol de selección y se obtuvo un valor de error absoluto para los parámetros frente a los valores que tendría que arrojar el modelo creado en Aspen HYSYS, lo cual arrojó que el mejor paquete de fluido sería *UNIQUAC* como se puede evidenciar en la tabla 3.5. Es importante mencionar que los datos de la tabla 3.5 no son los parámetros de configuración finales de la planta, en apartado 3.2.3.1 se realizo una identificación paramétrica variando los datos de temperatura y presión de la corriente de entrada F de tal manera que el error para los

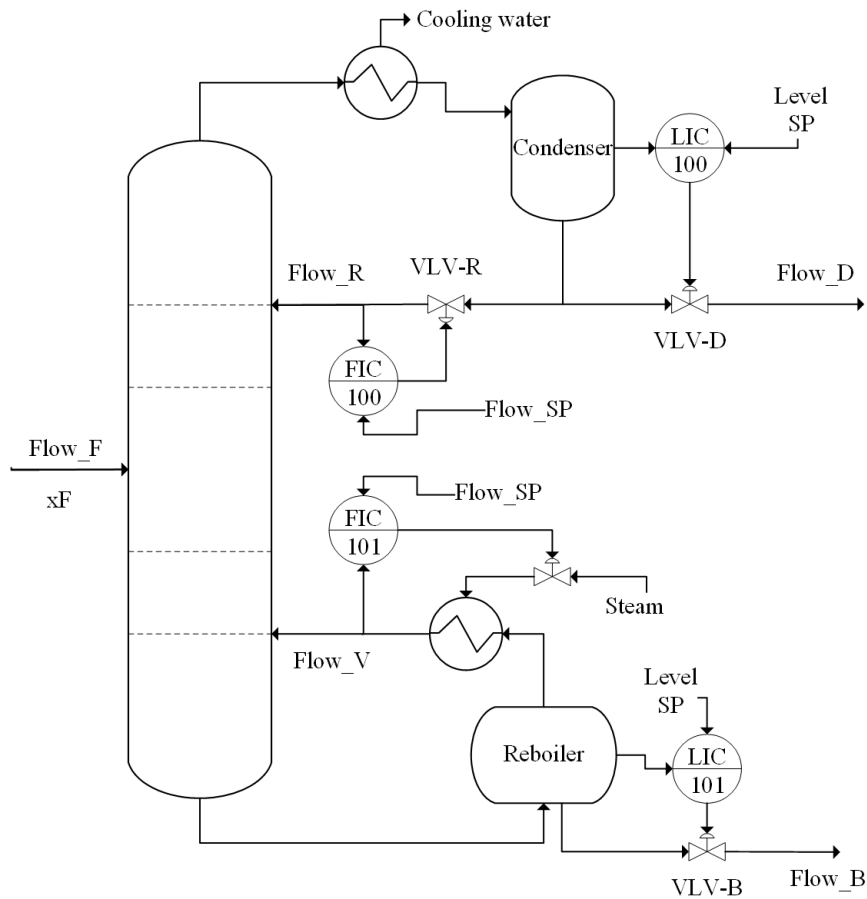


Figura 3.6: Estructura del sistema de columna de destilación. Basado en [8].

flujos D, B, x_D y x_B fuera el mínimo teniendo en cuenta los datos de la tabla 3.4.

Fluid Package	D = 50 (kgmole/h)	B = 50 (kgmole/h)	$x_D = 0.95$	$x_B = 0.05$	Error absoluto
Chien Null	43,80292388	56,19707605	0,966142639	0,136664182	1,998158945
Extended NRTL	43,80415568	56,19584425	0,966142551	0,136646069	1,997747313
General NRTL	45,13660366	54,86339627	0,963293607	0,118844232	1,585413758
NRTL	45,1368088	54,86319113	0,963303217	0,118833168	1,585194398
UNIQUAC	45,26874311	54,73125682	0,965139998	0,115278283	1,510752765
Wilson	45,14446238	54,85553755	0,963822578	0,118287927	1,574530123

Tabla 3.5: Selección del *Fluid Package*.

3.2.3.1. Modelamiento en estado estacionario de la columna

Para el modelamiento en régimen permanente se configuran algunos datos dados por la tabla e información de presión de la columna extraída del modelo [8] los el parámetro restante denominado temperatura de la corriente de entrada F inicialmente es configurado en 25 grado centígrados y posteriormente es variado junto con la presión de entrada para reducir el error en los valores D, B, x_D y x_B respecto a los datos de la tabla 3.4, los datos mas cercanos a los del modelo base de la columna de destilacion son los de la figura 3.8. La figura 3.7 muestra el diagrama de flujo de proceso que representa la columna de destilacion básico, las corrientes $Mthol$ y $Water$ que ingresan al mezclador $MIX-100$ para convertirse en $Feed$, fueron configuradas así, puesto que sera la forma de simular los disturbios que tendrá el sistema, esto se ve con mas detalle en el capítulo siguiente.

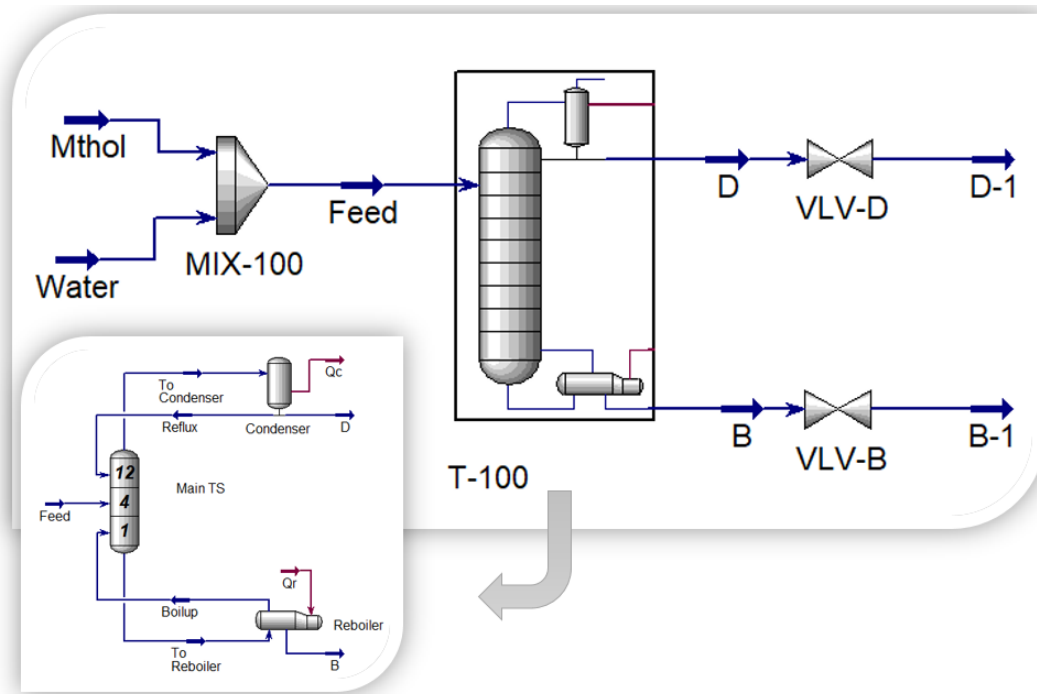


Figura 3.7: Sistema de la columna de destilación para simulación en estado estacionario desarrollado en Aspen HYSYS

3.2.3.2. Modelamiento dinámico de la columna

Inicialmente se configuran algunos ajustes que garanticen que las relaciones flujo-presión se cumplan en diferentes puntos del proceso. Por ello es necesario instalar válvulas y en este caso motobombas que permitan generar esa diferencia de presiones y utilizarlas en la regulación de flujo. La figura 3.9 muestra el diagrama de flujo de proceso que representa la columna de destilacion para que posteriormente sera estudiada en modo dinámico. En la figura 3.10 muestra lo que sería el diagrama de flujo

3.2. Modelamiento de procesos industriales

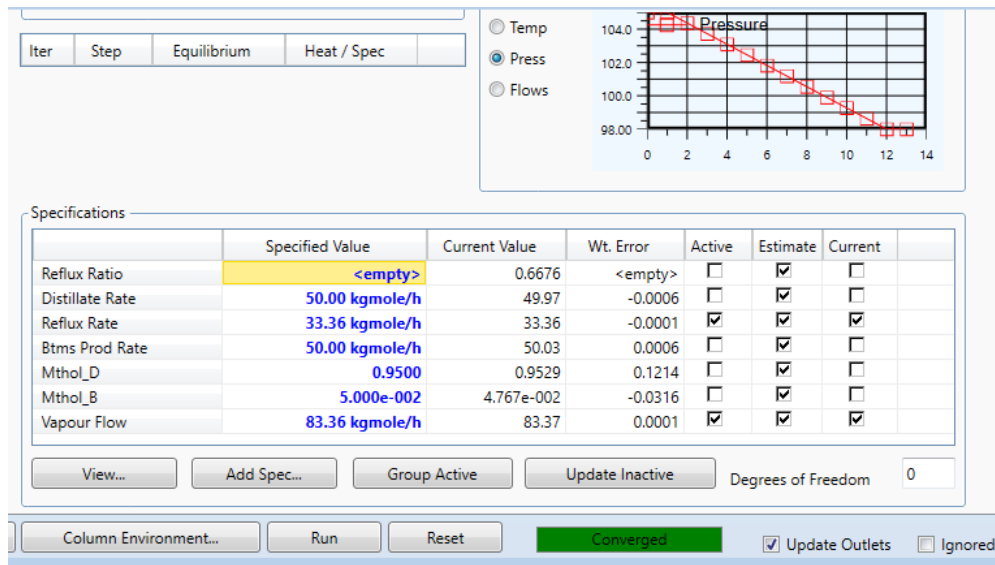


Figura 3.8: Parámetros de convergencia del sistema de la columna de destilación en régimen permanente.

de proceso final que representa la dinámica de la columna de destilación incluyendo los controladores PID, este modelo de simulación será el que se usará en el capítulo siguiente para la implementación del control jerárquico con optimización de consignas en línea

Nota: Toda la información adicional acerca de la configuración para la simulación de la columna de destilación de metanol-agua se encuentra detallada en el anexo B.

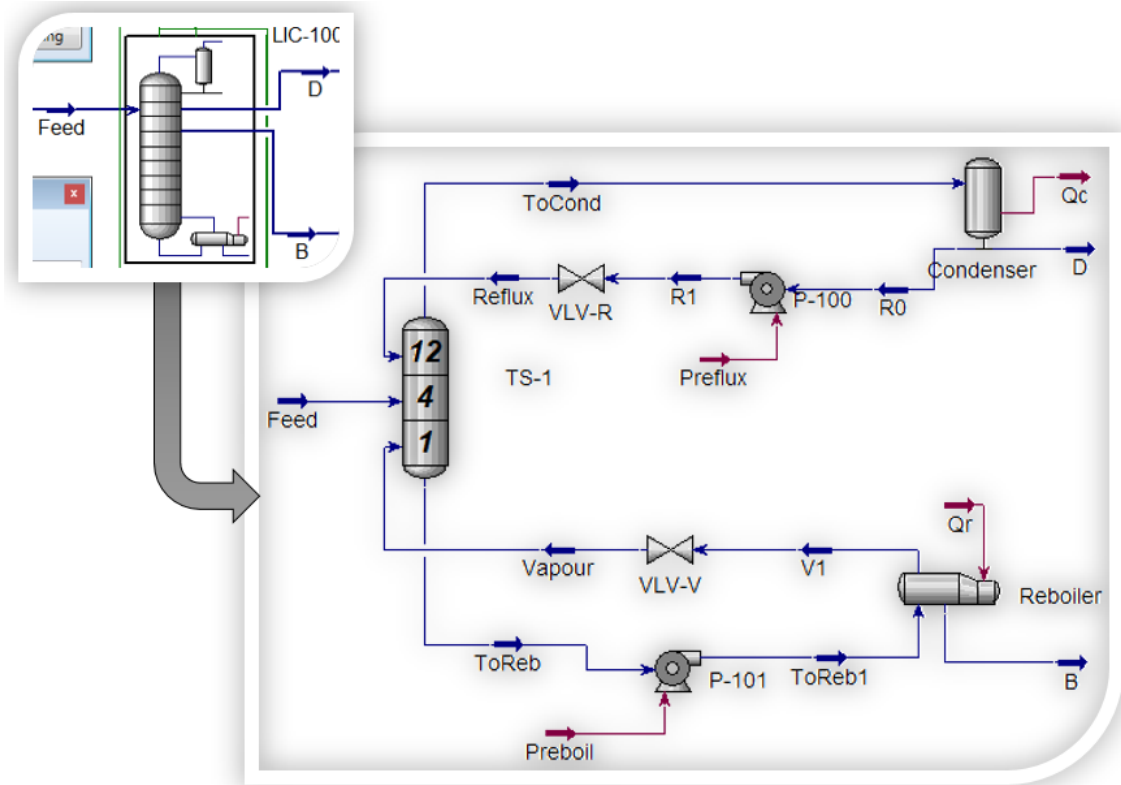


Figura 3.9: Sistema de la columna de destilación para simulación dinámica desarrollado en Aspen HYSYS

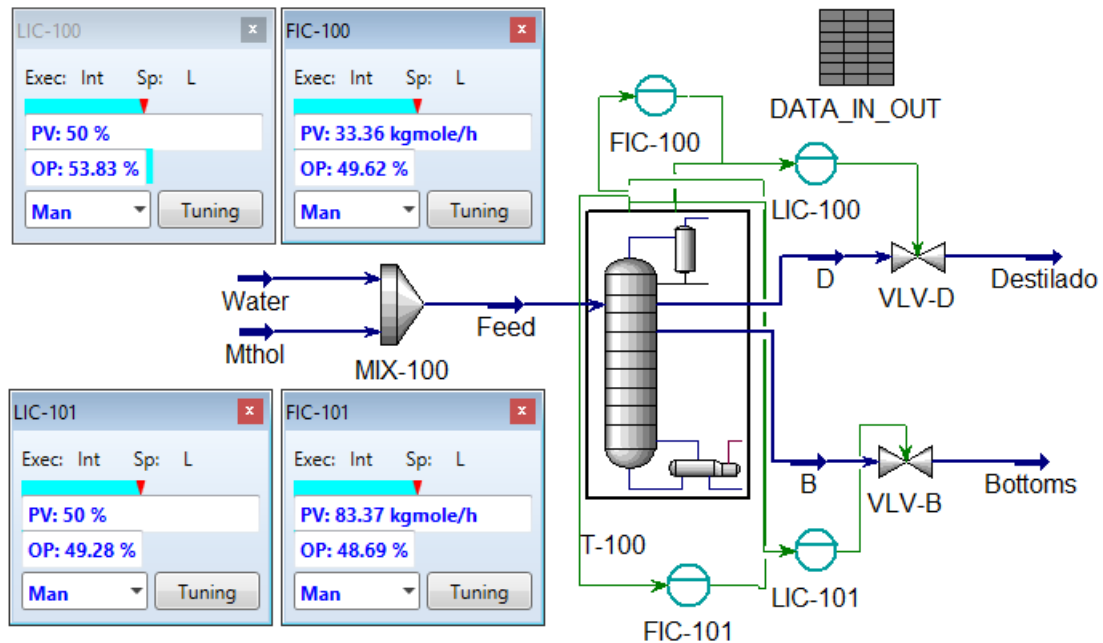


Figura 3.10: Sistema de la columna de destilación dinámica, incluidos controladores PID de porcentaje de nivel (LIC) y flujo (FIC).

Capítulo 4

Procedimiento para el diseño del control jerárquico con optimización de consignas en línea

Este capítulo presenta en detalle un método para el diseño de los controladores en el esquema jerárquico con optimización de consignas en línea, para un proceso químico de destilación como caso específico. Existen varios enfoques de diseño de controladores jerárquicos con optimización, como se vio en la sección 2.2, en muchas de ellos generalmente se empieza por una breve descripción del proceso y el comportamiento del mismo ante variaciones en las entradas para posteriormente continuar con la definición de la función de optimización, definición de las restricciones, parámetros de control, entre otros. Sin embargo, en los artículos científicos no se describen las condiciones a tener en cuenta para los diseños, ni las herramientas computacionales o algoritmos necesarios para implementar el esquema de control. Teniendo en cuenta lo anterior, en el presente trabajo se plantea un procedimiento para el diseño de controladores jerárquicos con optimización compuesta por 6 pasos generales, con los cuales se logra el diseño de los elementos en la estructura, con base en la información encontrada en la literatura. Cada paso será tema de un subcapítulo independiente.

Para ello, se usa el caso de estudio de la columna de destilación implementando sobre esa planta una estructura de control jerárquico con optimización vista desde una perspectiva general como en la figura 4.1, empezando por el modelamiento y análisis de la dinámica del proceso en la sección 4.1 y finalizando con el diseño del algoritmo de optimización en la sección 4.5, describiendo las funciones y herramientas de MATLAB necesarias. La estructura jerárquica estará compuesta por dos capas LSSO(Lineal) + MPC(Lineal), aunque el enfoque principal y todo lo mencionado en este trabajo se hace en base a una estructura de tres capas. La capa SSTO es útil cuando está disponible un modelo no lineal del sistema, cosa que no fue posible obtener o identificar en este trabajo. Por tal razón se optó por analizar los resultados con dos capas, para conocer si este tipo de aplicación genera o no buenos resultados en cuanto a criterios económicos para el proceso.

El procedimiento se desarrolla en base a modelos identificados de la planta, con el

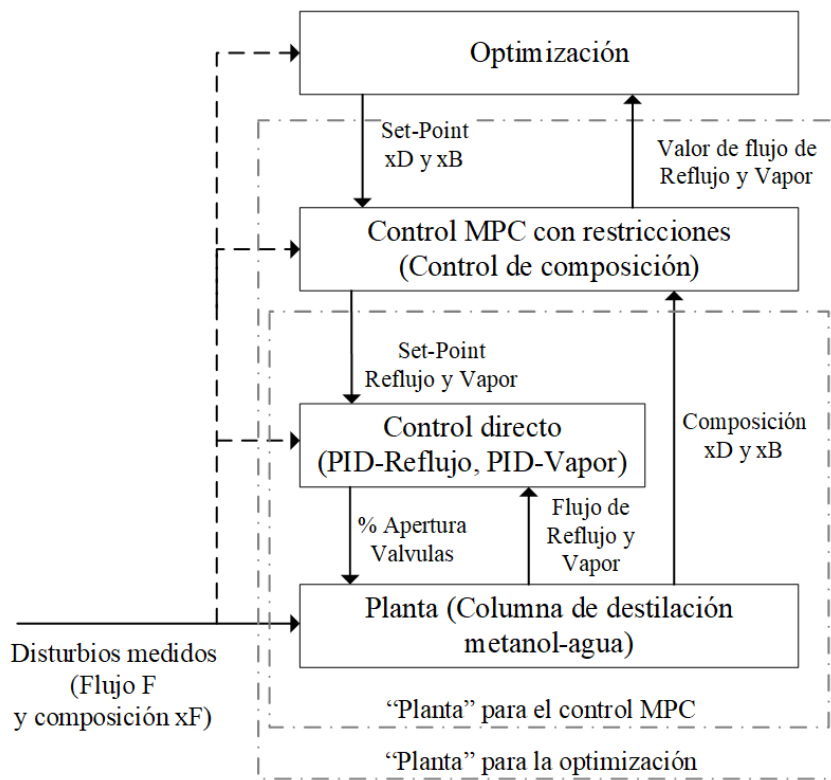


Figura 4.1: Modelado de la planta controlada (columna de destilación) en una estructura multicapa.

fin de mantener el enfoque general de diseño de control jerárquico con optimización cuya aplicación sea hacia procesos industriales (procesos químicos para este caso en específico) en los cuales generalmente los modelos explícitos no necesariamente representan el comportamiento de la planta y presentan una gran incertidumbre respecto al proceso.

4.1. Modelamiento y análisis de la dinámica del proceso caso de estudio

En esta sección se realiza el proceso de selección de las variables o lazos que harán parte del control con optimización y además se realiza un análisis simple de los lazos, con el fin de observar el comportamiento de la dinámica del proceso, también cabe aclarar que muchos de los procesos a los cuales se enfoca esta técnica de control, pueden llegar a tener bastantes lazos de control. Por ello, para aspectos prácticos en cuanto al control con optimización, solo se tendrán en cuenta los lazos que afectan significativamente el criterio de optimización. En primer lugar se requiere que los lazos de la planta se encuentren sintonizados y en operación, de no ser el caso se debe de realizar este proceso para que la planta se mantenga dentro de los límites y no llegar

afectar la producción o la integridad de la misma. Posteriormente se realiza un análisis simple del comportamiento de los lazos de control con el fin de observar las dinámicas y conocer las limitaciones de la planta. Por último se realiza el proceso de selección de los lazos que harán parte del control al igual que otras variables controladas y disturbios presentes que generan impacto sobre la optimización que se desea realizar en la planta.

4.1.1. Sintonización de los lazos de control básico del proceso

En el caso de la columna de destilación de metanol-agua, el proceso de sintonización es realizado para los 4 controladores PID presentes y la forma de calcular los parámetros es mediante la herramienta *Autotuner* de Aspen HYSYS, los controladores PID de nivel son de acción directa y los PID de flujo se configuraron como de acción inversa. Es importante mencionar que en los parámetros de sintonización que se verán a continuación como los valores de T_i y T_d están dados en minutos y además cabe mencionar que no se hace gran énfasis sobre el proceso de sintonización ya que la herramienta *Autotuner* permite que este proceso sea un poco más práctico. La de control PID que calcula Aspen HYSYS es:

$$OP(t) = K_c E(t) + \frac{K_c}{T_i} \int E(t) dt + K_c T_d \frac{dE(t)}{dt} \quad (4.1)$$

Donde $OP(t)$ es el valor de salida del controlador, $E(t)$ es el error entre el punto de ajuste del controlador y la variable de proceso y K_c , T_i y T_d son los parámetros de afinación del controlador.

Los parámetros configurados en la herramienta *Autotuner* de Aspen HYSYS para el proceso de auto-sintonía de los controladores son los que se observan en la figura 4.2, ver [6].

Parameters	
Configuration	
Advanced	
Autotuner	
IMC Design	
Scheduling	
Alarms	
PV Conditioning	

Autotuner Parameters	
Design Type	<input checked="" type="radio"/> PID <input type="radio"/> PI
Alpha	4.50
Beta	0.25
Phi	60.00
Hysteresis	0.10 %
Amplitude	5.00 %

Figura 4.2: Parámetros para auto-sintonía de los controladores de nivel y flujo.

4.1.1.1. Lazos de control de porcentaje de nivel líquido

Los valores de *set-point* para los controladores LIC-100 y LIC-101 que se encargan de controlar el nivel tanto del condensador como del reboiler para garantizar que siempre haya líquido en estos depósitos, serán configurados a 50 % teniendo en cuenta que

la variable de proceso para estos, esta definida como el porcentaje de nivel de liquido en el deposito. Para controlar el porcentaje de nivel de liquido del condensador y del reboiler estos controladores manipulan el porcentaje de apertura de las válvulas de control relacionadas con los flujos molares de salida D y B denominadas VLV-D y VLV-B, como se puede apreciar en la figura 3.6. Para estos controladores de nivel se estableció un rango o *Spam* para la variable de proceso de 0% para el porcentaje de nivel mínimo y de 100% para el porcentaje de nivel máximo, los datos sintonización encontrados para estos controladores se pueden observar mediante la figura 4.3.

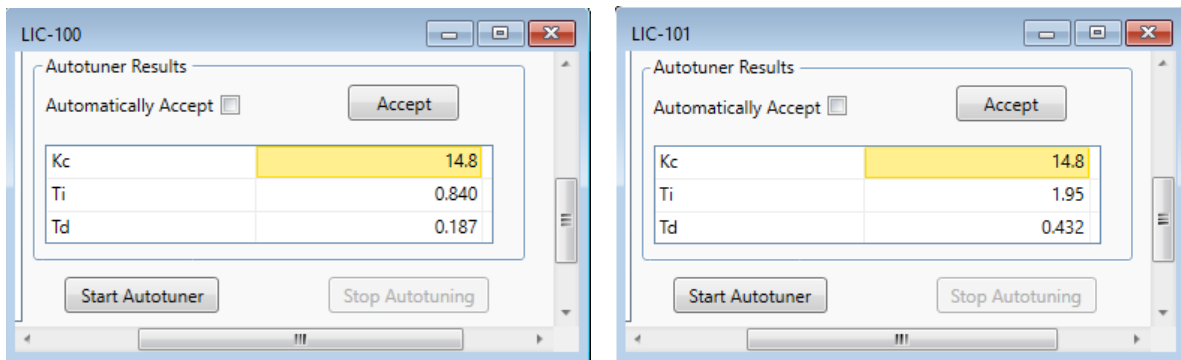


Figura 4.3: Parámetros de sintonización obtenidos para los controladores de nivel del condensador (LIC-100) y del reboiler (LIC-101).

4.1.1.2. Lazos de control de flujo molar

Los valores de *set-point* para los controladores FIC-100 y FIC-101 que se encargan de controlar el flujo molar en $kgmole/h$ para las corrientes de Reflujo y Vapor que retornan a la columna denominadas R y V , serán manipulados o gobernados por la capa de control MPC. En este caso, para controlar el flujo molar en la corriente de Reflujo se manipula el porcentaje de apertura de una válvula de control VLV-R la cual esta asociada a este flujo, para controlar flujo molar en la corriente de Vapor en Aspen HYSYS no existen válvulas para manipular corrientes caloríficas, sino que por el contrario el controlador simula una válvula sobre la corriente calorífica, denominada *Steam* en este caso, en la cual se define el rango de potencia que se aplicará al reboiler dado en kJ/h para este caso, lo cual permitirá el cambio de flujo molar en la corriente de Vapor, el valor mínimo de potencia es $0.0000e^{+0} kJ/h$ y el máximo será $7.0000e^{+06} kJ/h$. Para el controlador de flujo molar FIC-100 se estableció un rango o *Spam* de $10 kgmole/h$ para el flujo mínimo y de $55 kgmole/h$ para el flujo máximo y para el controlador de flujo molar FIC-101 se estableció un rango o *Spam* de $60 kgmole/h$ para el flujo mínimo y de $110 kgmole/h$ para el flujo máximo, los parámetros de sintonización encontrados para estos controladores de flujo se pueden observar mediante la figura 4.4.

Es importante mencionar que las válvulas de control manipuladas por los controladores PID, se configuraron en un rango o *Spam* de 0% a 100% para el porcentaje de apertura y los aspectos que tienen que ver con coeficientes y dimensionamiento de las

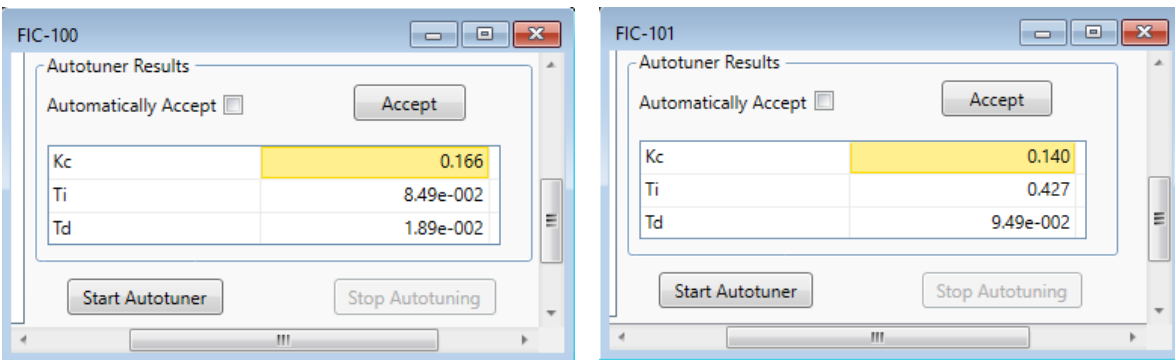


Figura 4.4: Parámetros de sintonización obtenidos para los controladores de flujo de Reflujo (FIC-100) y de Vapor (FIC-101).

mismas se usó la configuración por defecto dada por el simulador. Debido a que estos parámetros no son conocidos en el modelo base y su calculo exacto para este proceso en especifico se toma como mas allá del alcance del trabajo.

4.1.2. Análisis simple del comportamiento de los lazos de control básico presentes

En este apartado se busca realizar un análisis simple del comportamiento de los lazos de control PID (sintonizados), con el fin de comprobar que exista un correcto seguimiento de punto de consigna y también observar los efectos de cambios de *Set-Point* de un controlador sobre los otros. Esto, para conocer si cambios o valores de *Set-Point* para un determinado lazo de control generan inestabilidad o efectos demasiado fuertes sobre los demás lazos de control.

En la figura 4.5 se puede observar el comportamiento de los lazos de control para algunos cambios de referencia, para el caso del controlador PID de flujo de Reflujo es posible evidenciar un rápido y correcto seguimiento de consigna, en el caso de controlador PID de flujo de Vapor el seguimiento es un poco mas lento con sobre impulso pero de igual forma, existe un correcto seguimiento de consigna, la dinamica de respuesta lenta y diferente con respecto al controlador de Reflujo puede estar relacionado con la forma de esfuerzo de control, el cual requiere ingresar una potencia sobre el reboiler para obtener un cambio en el flujo molar de vapor como se había mencionado anteriormente y esa transición puede ocasionar estos efectos en la dinámica de respuesta.

Por otra parte, en la figura 4.6 se puede observar el comportamiento de los lazos de control para el porcentaje de nivel del condensador y reboiler, en estas curvas es posible evidenciar el correcto funcionamiento de los lazos de control ante cambios en la referencia, y su dinámica de control bastante parecida, lo que puede deberse a que los lazos efectúan el control de forma similar mediante las válvulas VLV-D y VLV-B.

También vale la pena resaltar los efectos de los cambios de *Set-Point* de los lazos de nivel sobre el comportamiento de los lazos de control de flujo y viceversa, donde

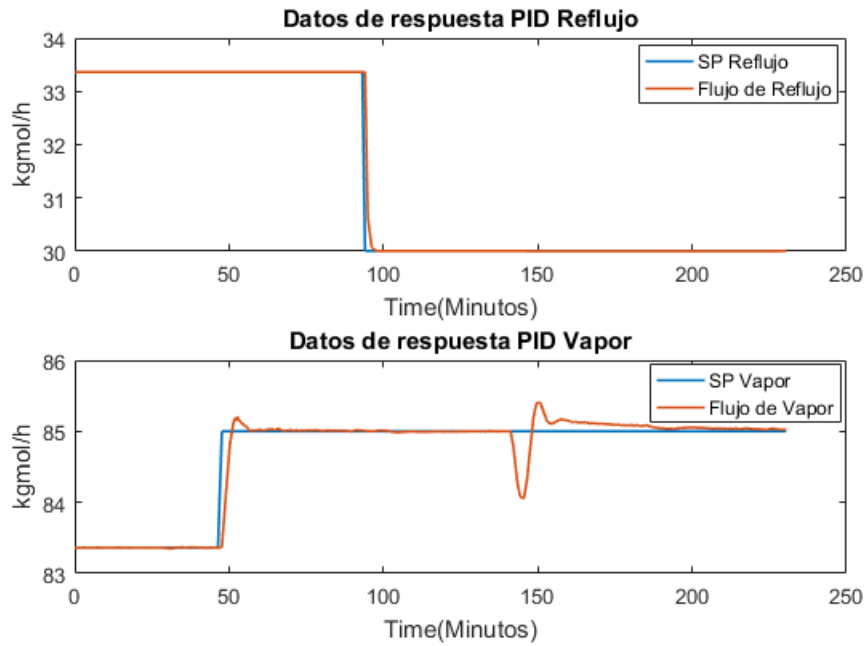


Figura 4.5: Comportamiento de los lazos de control de flujo molar.

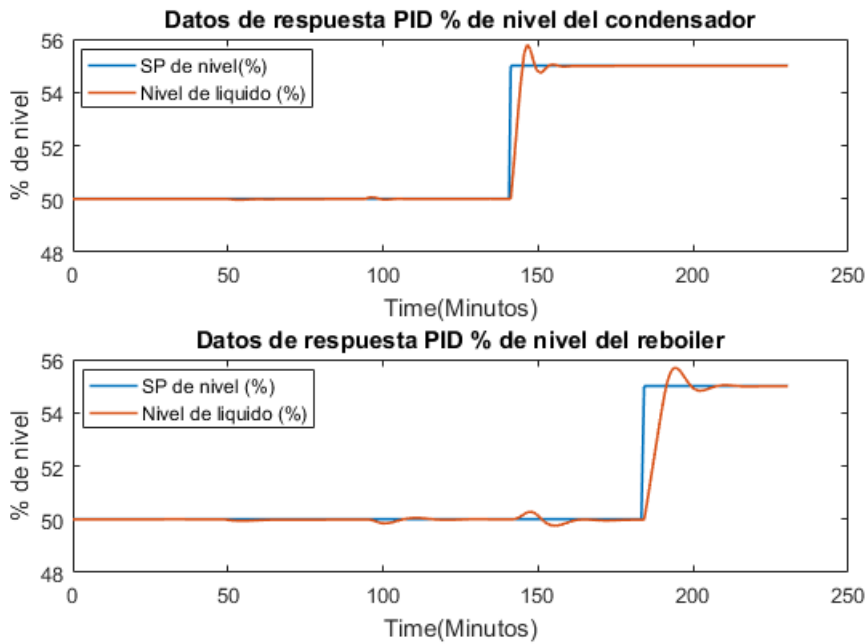


Figura 4.6: Comportamiento de los lazos de control de porcentaje de nivel de liquido.

se puede observar que el lazos de control de porcentaje de nivel generan un efecto de perturbación o respuesta tardía sobre el lazo de control de flujo molar de Vapor, además como los cambios de referencia para los lazos de control de flujo molar no

generan mucho efecto sobre el control de nivel, lo cual permite tener una idea del comportamiento del proceso ante cambios en las referencias de los controladores básicos (Control PID en este caso).

4.1.3. Selección de las variables del proceso (Variables manipuladas, Variables controladas y Disturbios) para el control con optimización

La selección de las variables del proceso, teniendo en cuenta que el enfoque de la capa de control MPC para este caso, es un control MPC supervisor que se encargará de manipular los *set-point* de los controladores de flujo R y V, junto con la optimización la cual permitirá mejorar la operación del proceso. Entonces el modelo general que describe las variables del proceso implicadas se puede observar mediante la figura 4.4, por ende las variables del proceso estarán definidas desde el punto de vista del controlador MPC, ver figura 4.1, por lo tanto se definen de la siguiente forma:

- Variables manipuladas
 - *Set-point* de flujo molar de reflujo denominado R
 - *Set-point* de flujo molar de Vapor denominado V
- Variables controladas
 - *SET-POINT* de composición de metanol en D denominado x_D
 - *SET-POINT* de composición de metanol en B denominado x_B
- Variables de disturbio
 - Flujo molar de entrada denominado F
 - Composición de metanol en F denominado x_f

Los lazos PID de porcentaje de nivel no harán parte del control jerárquico con optimización debido a que su aplicación para este proceso se enfoca mas a mantener los niveles de los depósitos y no para variación de otra variables del proceso permita efectos significativos sobre la optimización que se pretenda realizar.

4.2. Identificación de los modelos de régimen transitorio y régimen permanente

Una vez definidas las variables y lazos de control los cuales harán parte de la optimización del proceso, se procede a realizar la respectiva identificación de los modelos que serán usados posteriormente para el diseño del control MPC y para los cálculos de las capas de optimización. Para este caso se realiza una identificación lineal y otra

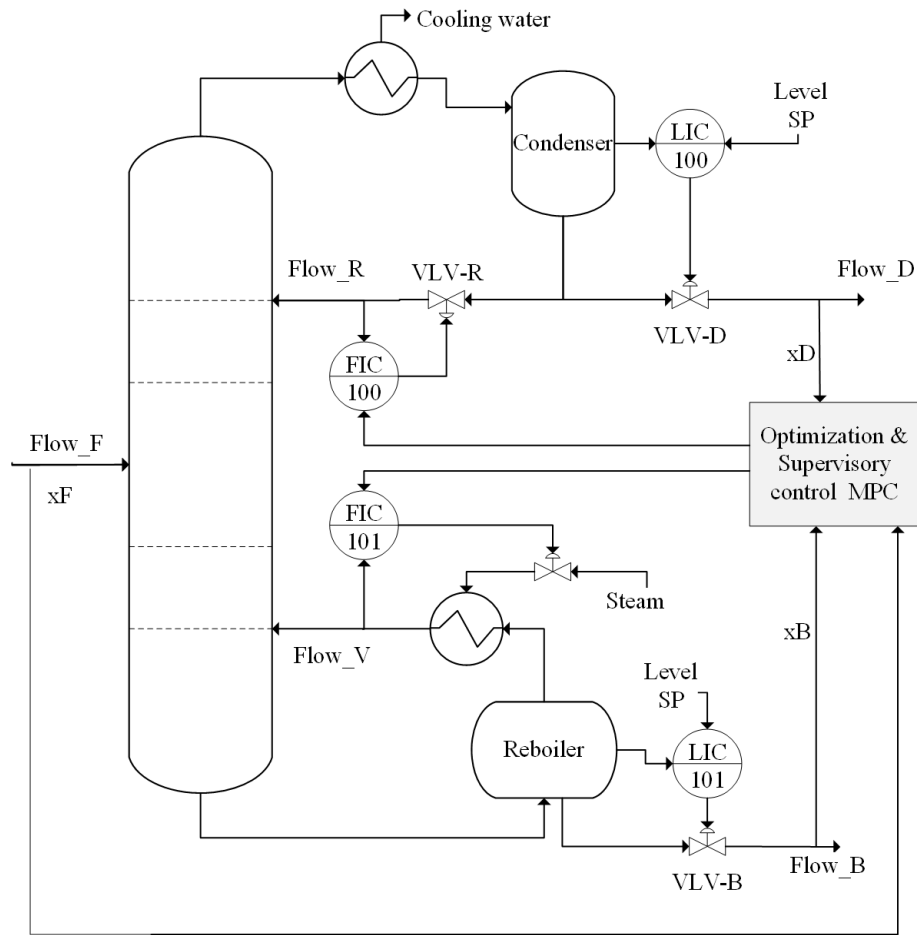


Figura 4.7: Estructura del sistema de control de la columna de destilación. Basado en [8].

no-lineal, tanto para el modelo de régimen transitorio como para el modelo de régimen permanente del proceso. Para realizar un proceso correcto de identificación de los modelos de la planta, se plantea una interpretación general para el proceso que comprende entradas, disturbios y salidas, como se puede apreciar en la figura 4.8, donde se ingresan a la planta cuatro señales, dos entradas y dos disturbios y se obtienen dos señales de salida que representan las respuestas del modelo desarrollado en HYSYS. Estas señales de entrada estarán compuestas por valores de referencia dados por la tabla 3.4 mas secuencias binarias pseudoaleatorias denominadas PRBS con amplitud y frecuencia determinadas, las cuales se darán a conocer posteriormente.

Inicialmente se realiza una adquisición de datos del proceso mediante una interfaz de comunicación entre MATLAB y Aspen HYSYS [53], es importante mencionar que el proceso simulado en Aspen HYSYS tiene una dinámica de respuesta bastante lenta del orden de los minutos y debido a que si se ejecutara en escala de tiempo real llevaria consigo una gran cantidad de tiempo para la adquisición y análisis de los datos, por lo cual para aspectos prácticos se dejo que el proceso se ejecutara en Aspen HYSYS

a su velocidad de procesamiento y MATLAB para este caso se comportó como una tarjeta de adquisición de datos que se encarga de ingresar y obtener datos a intervalos de tiempo de muestro establecido.

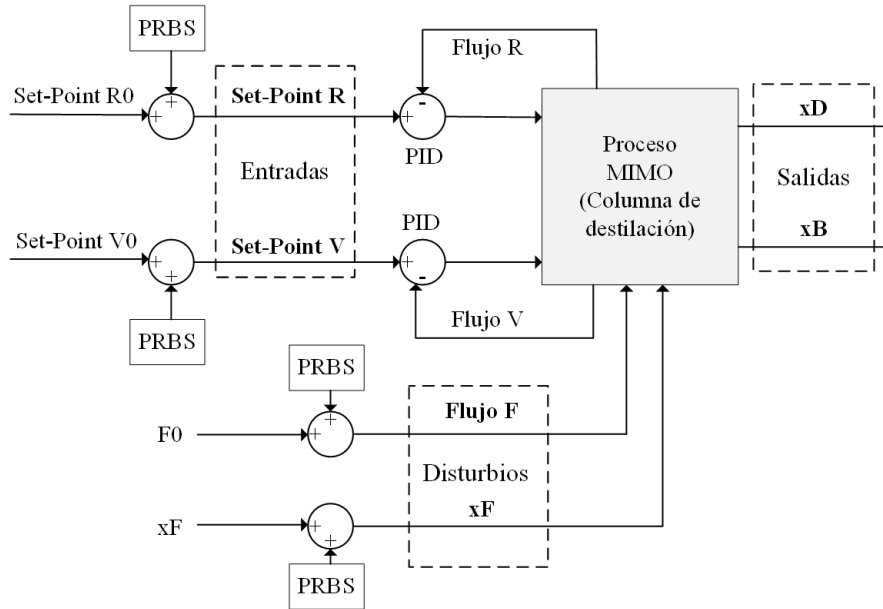


Figura 4.8: Esquema general para de identificación de los modelos de la planta.

Para llevar a cabo la identificación de todos los modelos previamente se realizó una proceso de configuración donde se agregaron las variables a una tabla en el entorno HYSYS conocida como *spreadsheet* y denominada DATA_IN_OUT para este caso, mediante la cual se accede a los parámetros de las corrientes de flujo y a los parámetros de los controladores con en fin de cambiar sus valores y obtener los datos de respuesta.

4.2.1. Comunicación MATLAB-HYSYS

La configuración para enviar y obtener datos desde MATLAB se elaboró en un complemento de simulación del software, denominado Symulink, en cuyo entorno se implementó el esquema que se observa en la figura 4.9 en el cual, se usan funciones de MATLAB denominadas *HYSYS IN* y *HYSYS OUT* para realizar la comunicación y obtención de los datos. Para el envío y toma de datos se definió un intervalo de tiempo de 1 segundo, es importante mencionar que MATLAB es un simulador que se encarga de ejecutar cálculos para diferentes modelos y estos los realiza al igual que Aspen HYSYS a una velocidad de procesamiento que depende de las capacidad del equipo donde se esté ejecutando, por lo cual si se establece que el tiempo de muestro es 1 segundo no significa que en tiempo real MATLAB ejecute sus cálculos a intervalos de 1 segundo. Por lo tanto fue necesario agregar un bloque específicamente en el entorno de Symulink que permite que si se establece 1 segundo como tiempo de muestreo, en

tiempo real esto se cumpla, ver [54], lo cual permite que Simulink obtenga datos de Aspen HYSYS a intervalos de tiempo iguales.

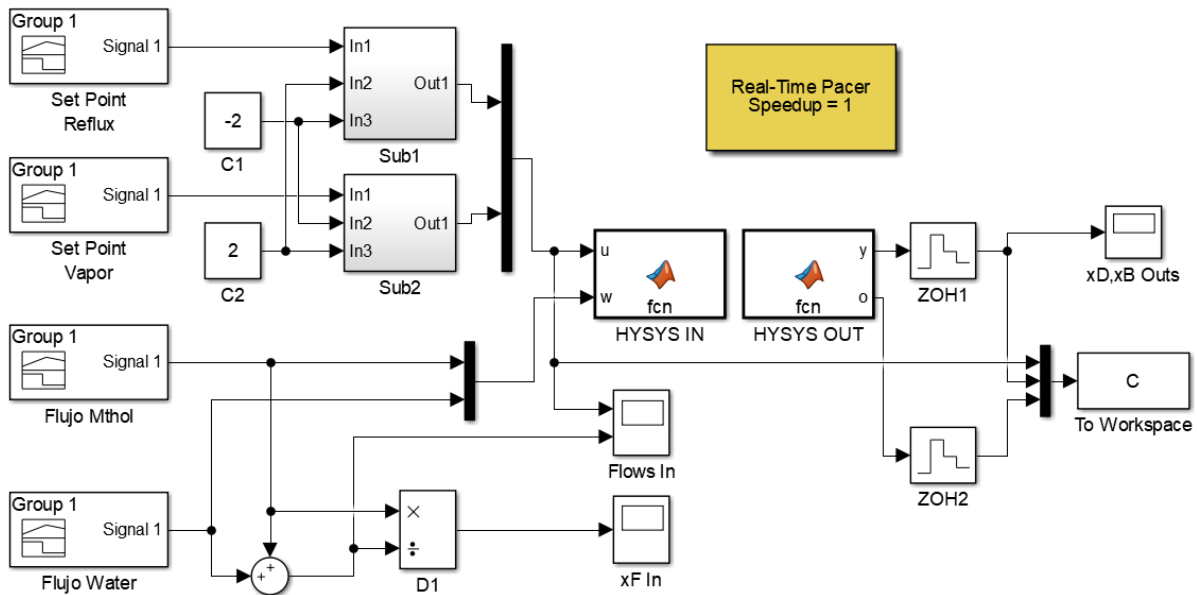


Figura 4.9: Esquema para envío y toma de datos MATLAB-HYSYS mediante Simulink.

4.2.2. Modelo de régimen transitorio que represente la dinámica del proceso

Como se había dicho anteriormente, para la implementación de control jerárquico con optimización en este caso se identificará un modelo dinámico lineal y otro no-lineal. Por ello en este apartado se realiza el proceso de identificación de un modelo lineal mediante una función del *toolbox* de identificación de MATLAB denominada *nAsid*, y también se realiza una identificación recursiva no-lineal en base a un modelo teórico en cual se busca obtener los parámetros del mismo.

4.2.2.1. Identificación de un modelo de régimen transitorio lineal

El proceso se realiza con base a los datos dados en la figura 4.10 donde se muestra las correspondientes entradas para los *Set-Point* de los controladores de flujo molar y los valores de disturbio para el flujo molar de entrada y la composición de metanol del mismo, al igual que los datos de respuesta de las composiciones de salida del proceso. Posteriormente, mediante el siguiente código se realiza el proceso de identificación con un modelo lineal de espacio de estados que comprende un orden entre (1:25), es importante recordar que este modelo se identifica en tiempo discreto y sin estimación de modelo de disturbio.

4.2. Identificación de los modelos del proceso

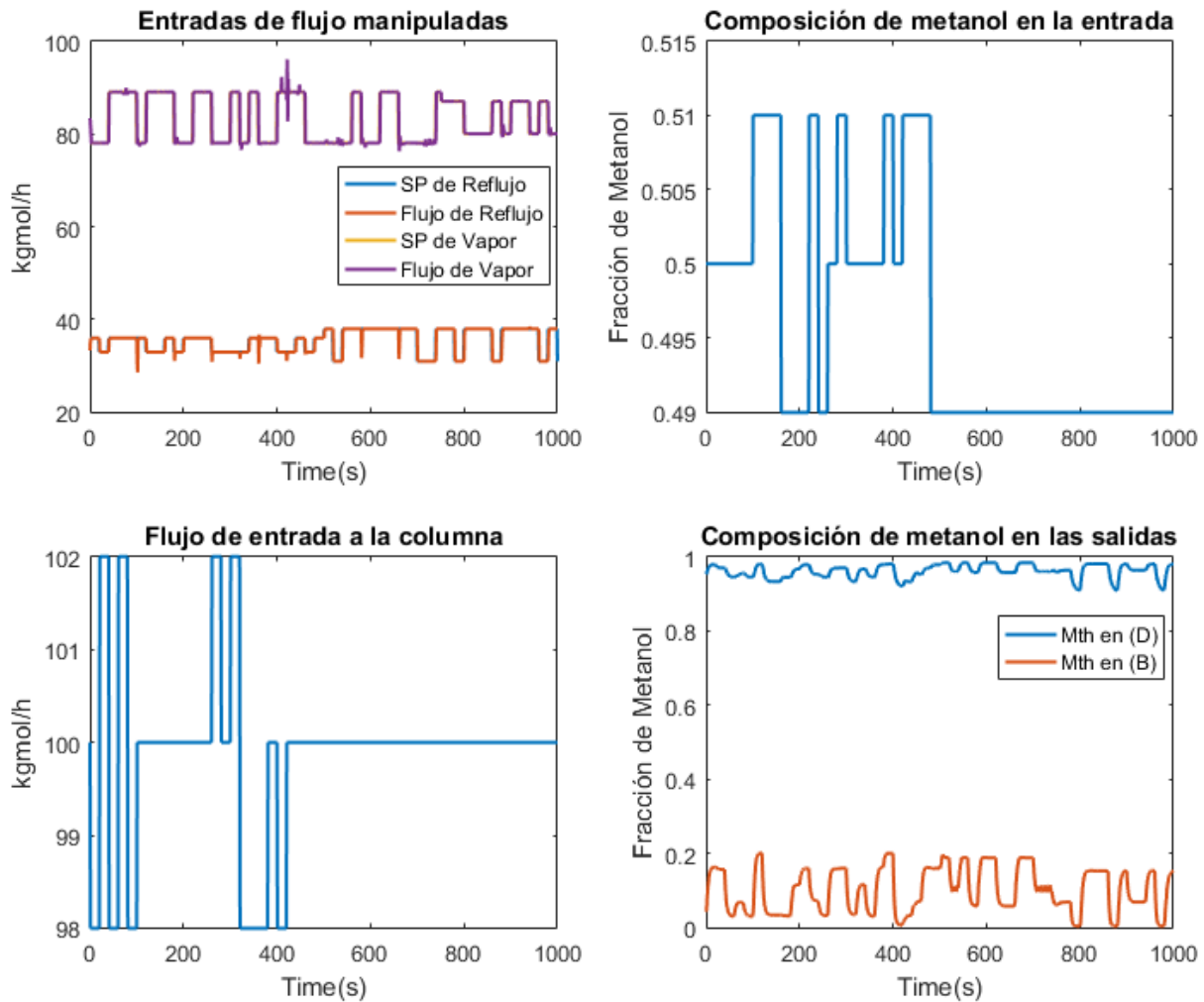


Figura 4.10: Datos adquiridos para identificación del modelo de régimen transitorio lineal.

```

1 close all;
2 clear all;
3 clc;
4
5 load('DtaIdent_sys_v6t1.mat');
6
7 DtaMdl = iddata([Cmth_D, Cmth_B], [R_in, V_in, Feed, Cmth_F], Ts);
8 [ssd, x0d] = n4sid(DtaMdl, (1:25), 'Form', 'free', ...
9     'DisturbanceModel', 'none', 'Ts', Ts);

```

La figura 4.11 representa la respuesta de la función de estimación del modelo dinámico lineal, en la cual se puede observar que la mejor aproximación encontrada en base a los datos, fue para un modelo de orden 6. Modelo el cual será usado, como la representación lineal de la dinámica del sistema en este caso.

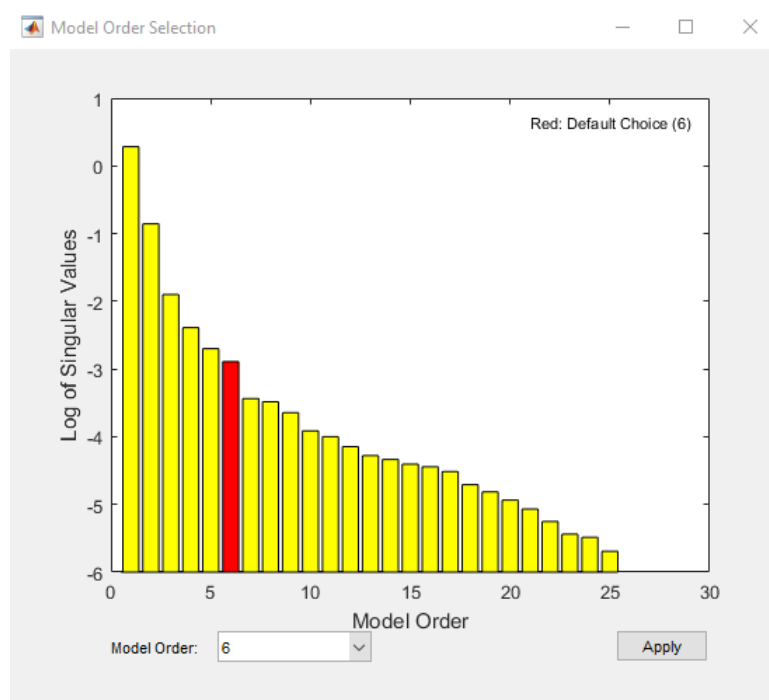


Figura 4.11: Mejor aproximación encontrada para el modelo lineal de espacio de estados.

Los datos referentes al porcentaje de ajuste entre los datos de HYSYS y los datos del modelo de espacio de estados con respecto a las entradas se pueden evidenciar en la figura 4.12, donde se observa que los porcentajes de ajuste del modelo son relativamente buenos.

Continuando con el procedimiento de identificación, también se realizó un proceso de validación del modelo en el cual produjo una variación en las entradas y se obtuvieron los nuevos datos tanto de HYSYS como del modelo en espacio de estados, estas señales se pueden observar en la figura 4.13. Para estos nuevos datos de entrada las salidas correspondientes se observan en la figura 4.14, en la cual ya es posible notar una diferencia mayor entre los modelos, pero de igual forma el modelo sigue teniendo una buena aproximación respecto a los datos de HYSYS, por ello será el modelo lineal seleccionado.

Es importante mencionar también que para este proceso se realizaron bastantes pruebas efectuando variaciones en los datos amplitud y frecuencia de la señal PRBS y cantidad de datos tomados, y de este proceso se secciono el modelo que arrojó los mejores datos de aproximación los cuales se evidencian en la figuras presentadas a las que se hace referencia en este apartado.

El modelo lineal identificado de espacio de estados de orden seis, se puede apreciar mediante las siguientes matrices que conforman el modelo en espacio de estados. El cual está compuesto por cuatro entradas y dos salidas.

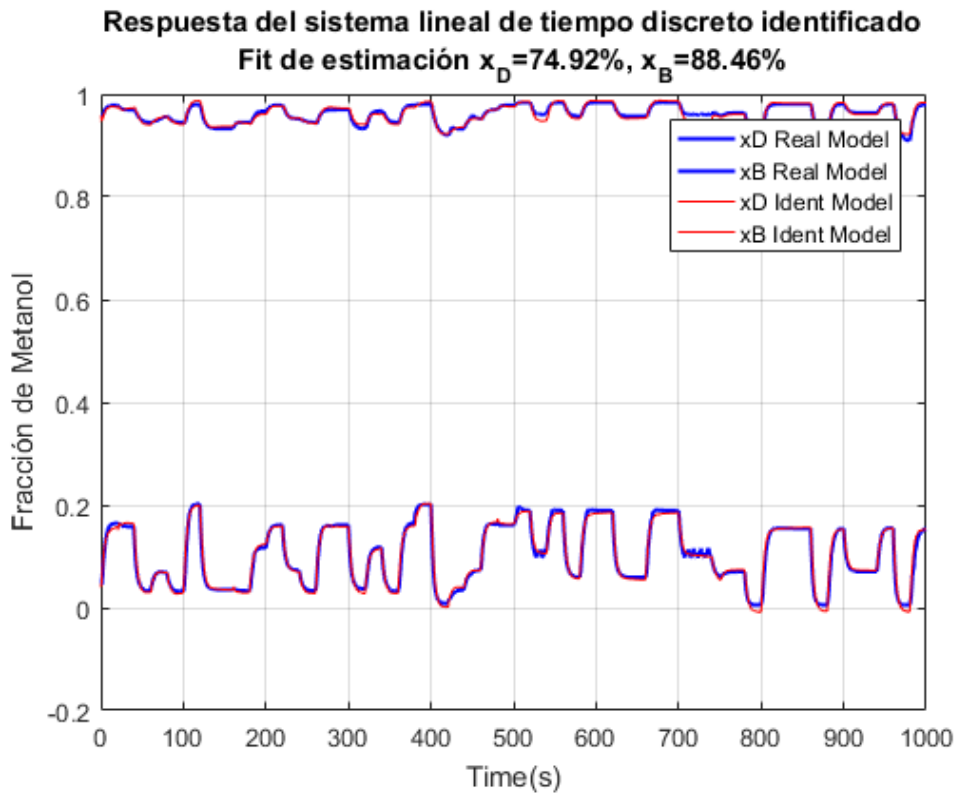


Figura 4.12: Datos de ajuste adquiridos para identificación del modelo de régimen transitorio lineal.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.77050 & 0.05148 & -0.01572 & -0.01811 & -0.01479 & 0.0106 \\ -0.47410 & 0.67360 & -0.15860 & 0.17210 & 0.02090 & 0.17230 \\ -0.13250 & 0.14490 & 0.11640 & -0.03624 & 0.07266 & 0.16250 \\ 0.18310 & 0.29860 & -0.62560 & 0.63180 & -0.09473 & 0.13650 \\ -0.01256 & 0.37680 & 0.29120 & -0.41440 & 0.46460 & 0.30610 \\ -0.00809 & -0.01087 & 0.10200 & 0.02984 & -0.02390 & 0.99940 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0.004814 & -0.003201 & 0.015470 & 0.966500 \\ 0.012010 & -0.012160 & 0.029660 & 0.867500 \\ 0.065920 & -0.009914 & 0.299800 & 0.097320 \\ 0.049210 & -0.004593 & 0.313800 & 3.794000 \\ -0.026500 & -0.000530 & 0.066310 & 12.75000 \\ -0.009080 & 0.000980 & -0.039660 & 0.244300 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0.283700 & -0.084530 & 0.027980 & -0.022840 & -0.002035 & 0.035890 \\ 0.812700 & -0.011600 & -0.044060 & 0.005270 & -0.005246 & -0.116300 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \end{bmatrix}$$

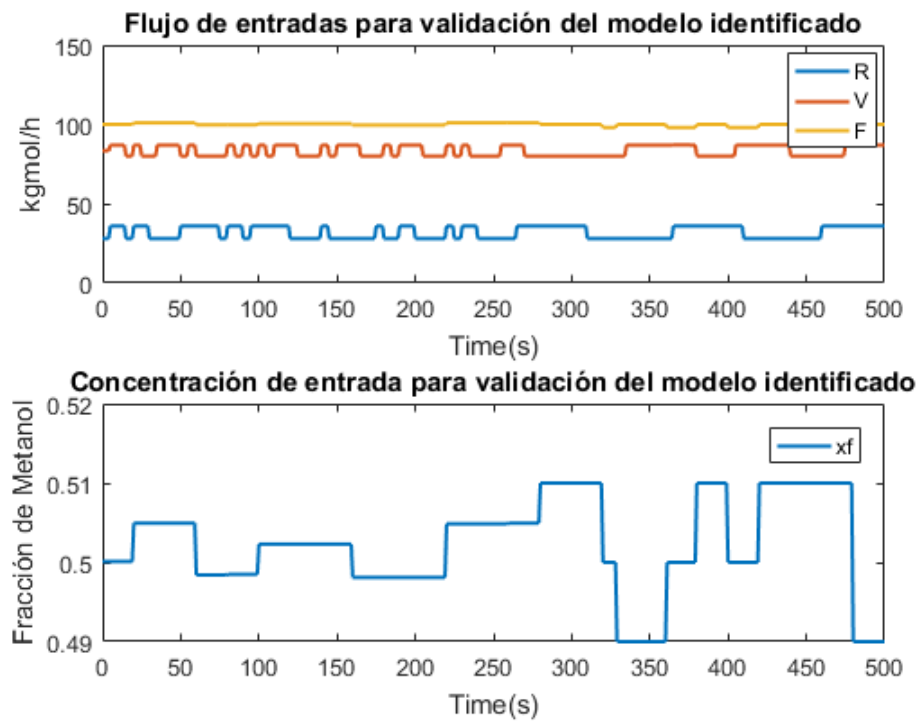


Figura 4.13: Entradas para validación del modelo de régimen transitorio lineal.

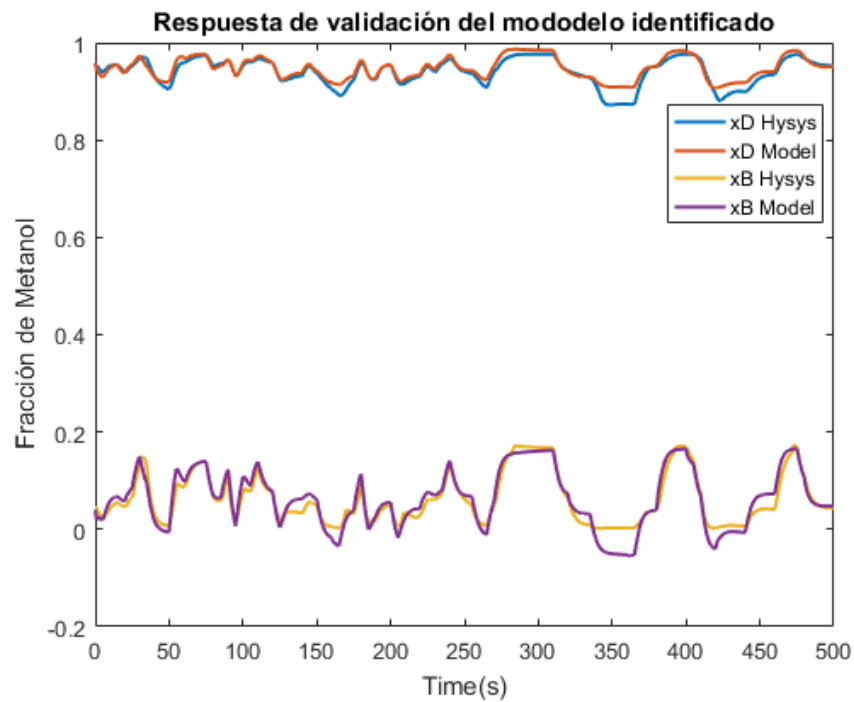


Figura 4.14: Respuesta de validación del modelo de régimen transitorio lineal.

Es importante mencionar que este modelo dinámico lineal fue identificado con el propósito de ser usado más adelante para el diseño de la capa de control predictivo y la capa de optimización de régimen permanente. Teniendo en cuenta la respuesta del sistema presentada en la validación del mismo, ya que su comportamiento en comparación con el de la planta es bastante similar.

4.2.2.2. Identificación paramétrica de un modelo de régimen transitorio no lineal, basada en un modelo teórico explícito

La identificación del modelo dinámico se realizó en este caso, en base al modelo teórico explícito no-lineal presentado en [8], el cual se observa mediante el sistema de ecuaciones 4.3, este modelo se implementó y se llevó a cabo mediante el esquema de la figura 4.15, donde se realizó un proceso de identificación con el fin de encontrar los parámetros correctos del modelo M_D , M_B y $M_{n=1...12}$, con base a las entradas y salidas obtenidas desde HYSYS.

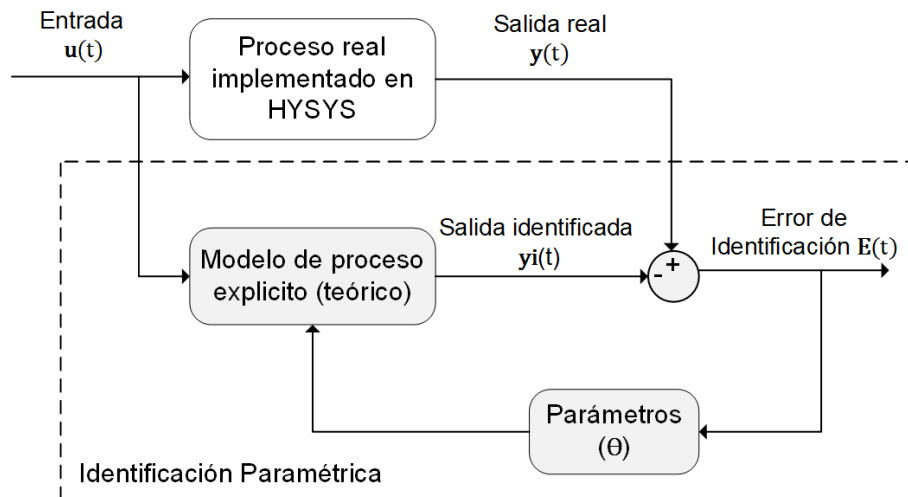


Figura 4.15: Identificación paramétrica en base a un modelo teórico explícito.

$$\begin{aligned}
 \frac{dx_B}{M_B} &= (R + F)x_1 - Vf_{xy}(x_B) - Bx_B \\
 \frac{dx_1}{M_1} &= V(f_{xy}(x_B) - f_{xy}(x_1)) + (R + F)(x_2 - x_1) \\
 \frac{dx_2}{M_2} &= V(f_{xy}(x_1) - f_{xy}(x_2)) + (R + F)(x_3 - x_2) \\
 \frac{dx_3}{M_3} &= V(f_{xy}(x_2) - f_{xy}(x_3)) + (R + F)(x_4 - x_3) \\
 \frac{dx_4}{M_4} &= V(f_{xy}(x_3) - f_{xy}(x_4)) + Rx_5 - (R + F)x_4 + Fx_f \\
 \frac{dx_5}{M_5} &= V(f_{xy}(x_4) - f_{xy}(x_5)) + R(x_6 - x_5) \\
 \frac{dx_6}{M_6} &= V(f_{xy}(x_5) - f_{xy}(x_6)) + R(x_7 - x_6) \\
 \frac{dx_7}{M_7} &= V(f_{xy}(x_6) - f_{xy}(x_7)) + R(x_8 - x_7) \\
 \frac{dx_8}{M_8} &= V(f_{xy}(x_7) - f_{xy}(x_8)) + R(x_9 - x_8) \\
 \frac{dx_9}{M_9} &= V(f_{xy}(x_8) - f_{xy}(x_9)) + R(x_{10} - x_9) \\
 \frac{dx_{10}}{M_{10}} &= V(f_{xy}(x_9) - f_{xy}(x_{10})) + R(x_{11} - x_{10}) \\
 \frac{dx_{11}}{M_{11}} &= V(f_{xy}(x_{10}) - f_{xy}(x_{11})) + R(x_{12} - x_{11}) \\
 \frac{dx_{12}}{M_{12}} &= V(f_{xy}(x_{11}) - f_{xy}(x_{12})) + R(x_D - x_{12}) \\
 \frac{dx_D}{M_D} &= Vf_{xy}(x_{12}) - (R + D)x_D
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

Donde R, V, F, x_f son las entradas y x_D, x_B son salidas, $f_{xy}(x)$ es una ecuación que representa la relación de vapor-liquido para las composiciones de metanol liquido x_D, x_B y $x_{n=1...12}$ cuyo calculo se muestra a continuación Los parámetros para el calculo de $f_{xy}(x)$ obtenidos de HYSYS mediante una identificación recursiva son: $p_1 = 7.7419$, $p_2 = 8.8235$ y $p_3 = -2.0285$, cuyo ajuste de estimación fue el que se observa en la figura 4.16 y el calculo de D y B se obtiene a partir de un balance de masa entrada-salida de las corrientes de flujo que ingresan y salen de la columna de destilación, ver [8].

$$\begin{aligned}
 f_{xy}(x) &= \frac{p_1 x}{1 + p_2 x + p_3 x^2} \\
 B &= R + F - V \\
 D &= V - R
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

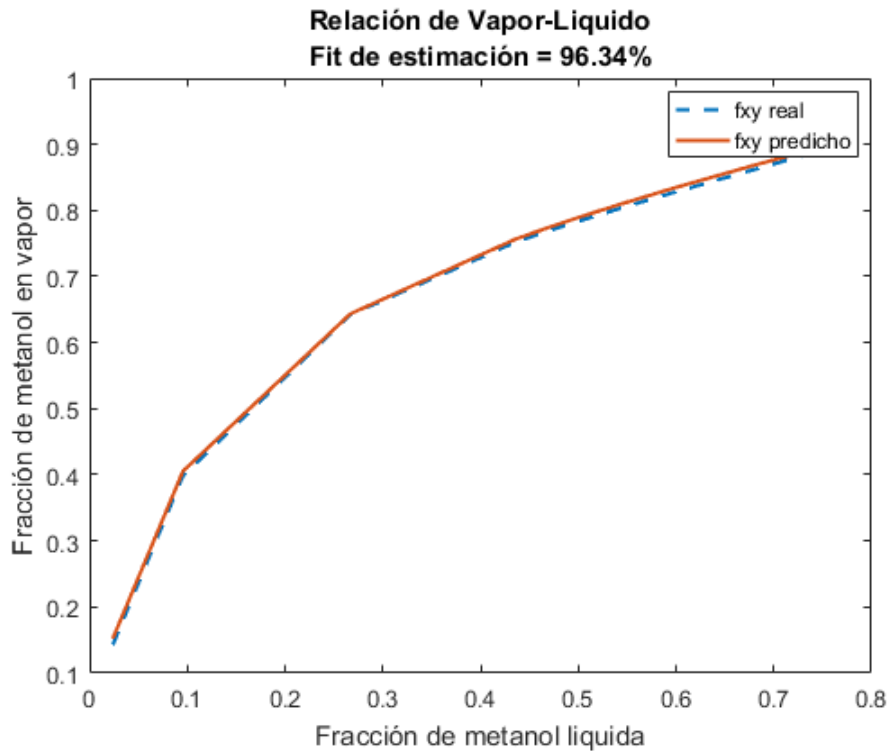


Figura 4.16: Identificación paramétrica de la relación de vapor-líquido dada en el modelo HYSYS.

Los datos de la figura 4.17, representan las señales de entrada aplicadas al modelo de HYSYS y las correspondientes respuestas obtenidas (Composiciones en las salidas de flujo de la columna), al igual que las salidas dadas por el modelo, al cual se le realizó el proceso de identificación recursiva para encontrar los parámetros. Este método permitió estimar un modelo dinámico no-lineal en el cual se observa un buen seguimiento de las salidas ante cambios en las entradas de flujo molar y un aproximación mucho mas baja para las salidas dadas por HYSYS cuando los cambios se presentan en la composición del flujo de entrada F .

La identificación de este modelo no-lineal se realizó para representar los cambios de la planta desarrollada en HYSYS con una incertidumbre mucho menor que la que puede resultar si se usa un modelo lineal para representar el proceso, ya que según la teoría respecto a esta planta el modelo es de dinámica no lineal como se puede apreciar en el sistema de ecuaciones 4.3. Sin embargo, su aproximación tiende a afectarse demasiado para cambios en el disturbio x_f . Debido al tiempo disponible para la finalización de este trabajo de tesis, se decidió no continuar en la búsqueda de un mejor modelo no lineal, sacrificando desempeño de la estructura ante cambios bruscos de disturbios que podrían ser mejor tratados con una capa SSTO.

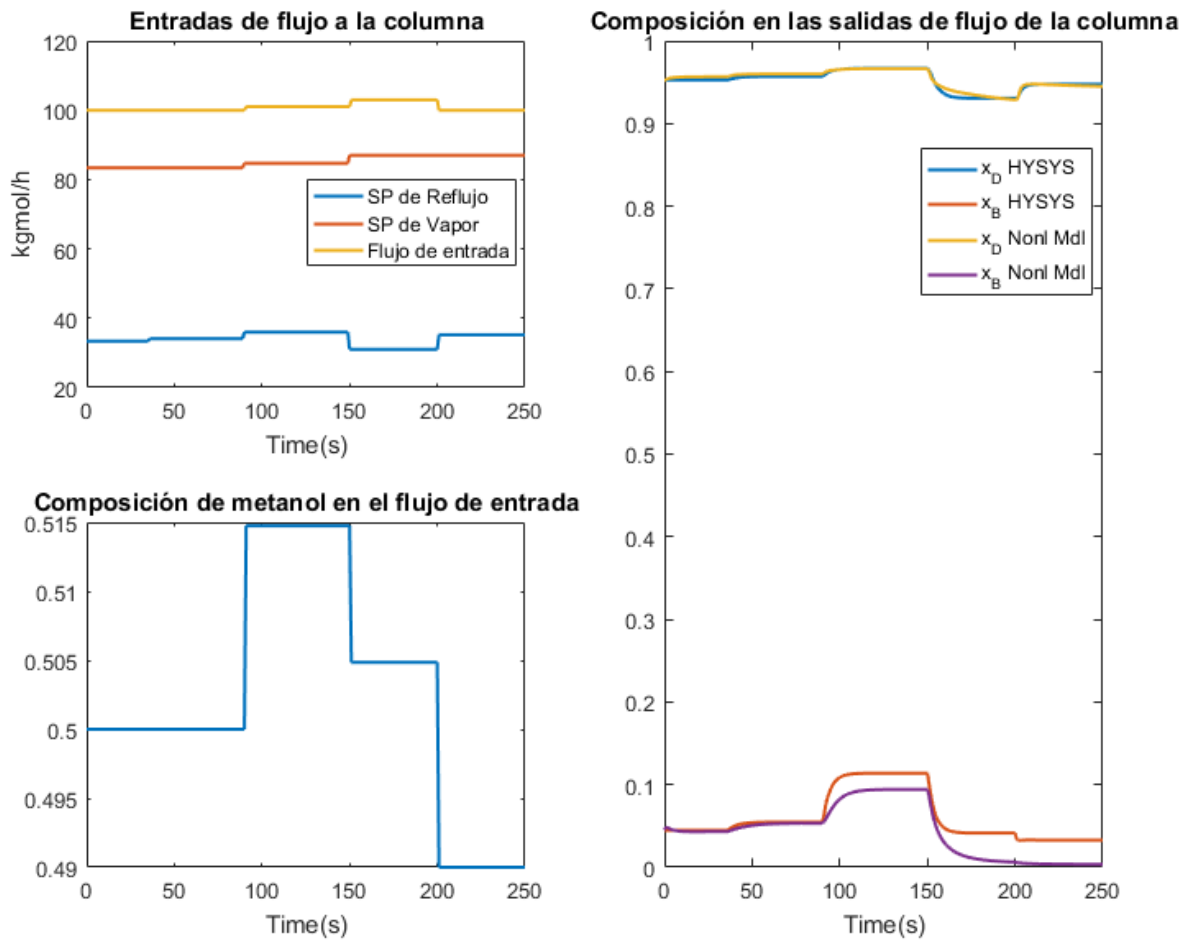


Figura 4.17: Identificación paramétrica en base a un modelo teórico explícito.

4.2.3. Modelo de régimen permanente del proceso

Para el modelo de régimen permanente se optó por una representación basada en el modelo de régimen transitorio lineal, esto, debido a que la aproximación del modelo dinámico no-lineal identificado, respecto al proceso, para este caso no fue mejor comparada con base a la aproximación dada por el modelo dinámico lineal. Dado que este modelo lineal tuvo una buena aproximación respecto al proceso desarrollado en HYSYS, la optimización se implementa en base al mismo, de manera similar a la optimización con control MPC presentada en [45]. Es importante mencionar que la aplicación de esta técnica generalmente se enfoca a procesos industriales en los cuales es poco común la aplicación de técnicas de control no-lineales o que impliquen el uso de modelos no lineales, se busca ver los resultados que podrían llegar a obtenerse implementando esta técnica de control jerárquico con optimización.

Modelo de régimen permanente lineal

El modelo de régimen permanente se calcula en base al modelo dinámico lineal anteriormente identificado, y es el sistema que se describe mediante la ecuación 4.5, el cual fue obtenido a partir de las matrices modelo de espacio de estados lineales, dadas en 4.2, teniendo en cuenta que para calcular un modelo de régimen permanente, la derivada de los estados es cero, el modelo se obtiene evaluando el sistema de espacio de estados lineales en esta condición, como se describe a continuación:

$$\begin{aligned} 0 &= \mathbf{A}\bar{x} + \mathbf{B}u_m \\ y &= \mathbf{C}\bar{x} + \mathbf{D}u_m \\ y &= \mathbf{C} \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{B} \\ -\mathbf{A} \end{pmatrix}}_{\mathbf{G}} u_m \end{aligned}$$

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \bar{x}_D \\ \bar{x}_B \end{bmatrix}}_y = \underbrace{\begin{bmatrix} 0.0043 & -0.0029 & 0.0091 & 0.2883 \\ 0.0152 & -0.0123 & -0.0079 & 2.7703 \end{bmatrix}}_{\mathbf{G}} \underbrace{\begin{bmatrix} R \\ V \\ F \\ x_f \end{bmatrix}}_{u_m} \quad (4.5)$$

Donde $\bar{\mathbf{G}}$ es la matriz de ganancias del modelo de régimen permanente, de dimensión $N_y \times N_u$, y son las salidas del modelo y u_m representa las entradas para el modelo identificado. Es importante mencionar que el modelo de régimen permanente dado en 4.5, para cálculos de la capa de optimización LSSO en este caso, será tomado como la función $f(u, w)$. Por ello, en el vector de entradas u_m se tienen en cuenta las variables de disturbio F y x_f . Esta matriz de ganancias $\bar{\mathbf{G}}$ es distinta de $\mathbf{H}(k)$ y similar a \mathbf{G}_{ss} nombradas en la sección 2.2 del Capítulo 2.

4.3. Optimización para el proceso

En esta parte del procedimiento se define específicamente qué es lo que se desea optimizar y cuántas capas de optimización serán usadas para ello, es decir, si para el proceso se tiene un modelo de régimen permanente que represente muy bien el comportamiento del mismo, se recomienda implementar la optimización en dos capas (LSSO+SSTO) siempre y cuando sea posible y los cálculos de las funciones no lineales requieran demasiada carga computacional, puesto que como se vio anteriormente este tipo de implementación genera buenos resultados para el proceso. Si los modelos del proceso son simples aunque sean no lineales, se podría implementar una sola capa LSSO, teniendo en cuenta los recursos en cuanto a carga computacional disponibles.

Para el caso del proceso de la columna de destilación se cuenta con un modelo de régimen permanente lineal, por ende la optimización se realizará solo con una capa LSSO

ya que ésta puede ejecutarse al mismo tiempo de muestreo del controlador MPC que se verá en la siguiente sección. Debido a que se tiene un proceso en el cual se puede observar cómo es el comportamiento en las salidas dependiendo de los cambios en las entradas y en los disturbios, se realizó una obtención de datos entrada-salida mediante MATLAB-HYSYS, los cuales se pueden evidenciar mediante la figura 4.18.

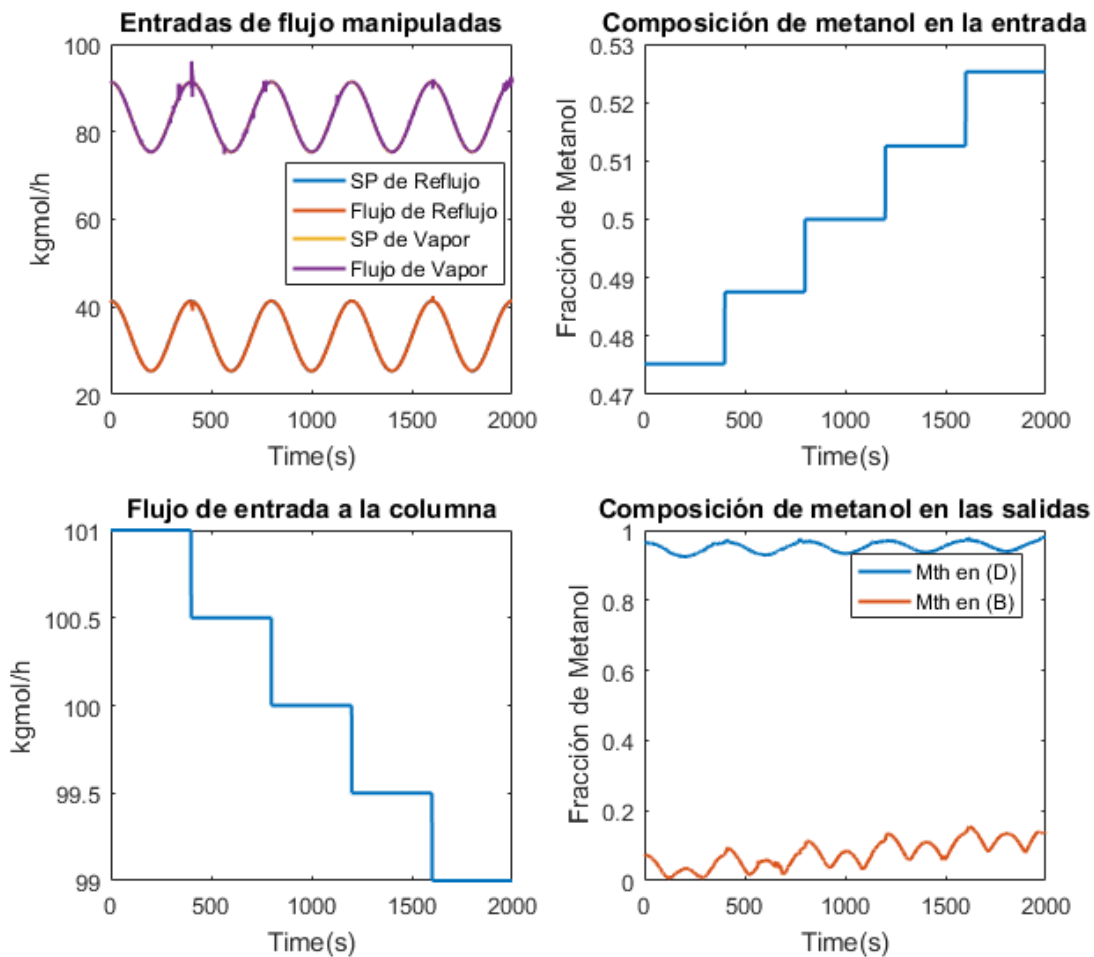


Figura 4.18: Señales de entrada-salida con respecto a variaciones en los disturbios que se presentan en el proceso de la columna de destilación.

Entonces a partir de lo mencionado, para este caso a manera de ejemplo se plantean dos criterios para la optimización, con el fin de evidenciar algunos cambios que se pueden presentar en las variaciones de las consignas de la planta desde puntos de vista un poco diferentes. Es importante mencionar que estos criterios incluyen información de costos de producción, es decir, para este proceso se requiere minimizar un criterio en el cual van a estar inmersos datos de precios por cantidad de material dados en $\$/kgmole$, ya sea producido o en su defecto el precio $\$$ que generan tantos $kgmole$ que requiere la planta para elaborar un determinado producto. Para ser un poco mas

claros en este aspecto, se empieza por comprender el criterio formulado mediante la ecuación 4.6.

$$\begin{aligned}
 J_{E1} &= -P_D D^{ss} + P_B B^{ss} + P_R R^{ss} + P_V V^{ss} \\
 J_{E2} &= -P_V V^{ss} + P_B B^{ss} + P_R R^{ss} \\
 \text{suje}to \ a : \quad &R_{min} \leq R^{ss} \leq R_{max} \\
 &V_{min} \leq V^{ss} \leq V_{max} \\
 &x_D^{ss} \geq 0.95 \\
 &x_B^{ss} \leq 0.05
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

Donde: D^{ss} y B^{ss} representan la tasas de flujos en $kgmole/h$ de las salidas en el tope y fondo de la columna y P_D , P_B son sus precios en $\$/kgmole$ correspondientes. Adicionalmente R^{ss} y V^{ss} denotan los caudales en $kgmole/h$ de las corrientes de realimentación que ingresan a la columna con P_R , P_V como precios en $\$/kgmole$ correspondientes. El calculo de D y B se basa en 4.5 y la notación ss se usa para indicar que son valores óptimos que el problema de optimización debe encontrar. En este caso de estudio, los datos de precios para el criterio económico son los siguientes $P_D = 2.5\$/kgmole$, $P_B = 0.5\$/kgmole$, $P_R = 1\$/kgmole$ y $P_V = 1\$/kgmole$, las restricciones sobre las salidas o variables controladas son: que el producto en el fondo tenga una composición de metanol máximo de 0.05 y para el producto del tope su composición mínima de metanol sea de 0.95, y las restricciones en las entradas o variables manipuladas son: $R_{min} = R_0 - 20$, $R_{max} = R_0 + 20$, $V_{min} = V_0 - 20$ y $V_{max} = V_0 + 20$ respectivamente, donde R_0 y V_0 son los valores en un punto de operación estable y se especifican en la tabla 3.4. Las variables manipuladas y controladas se presentan desde una perspectiva de control con optimización como se describe en la figura 4.7.

Para el análisis del primer enfoque de criterio de optimización denominado J_{E1} , se trata de maximizar el producido en el tope de la columna de destilación, minimizando el caudal de salida en la parte inferior de la columna al igual que los flujos de realimentación hacia la misma y esto se logra solo si V es mayor valor y R es el mínimo posible, teniendo en cuenta los cálculos para D y B dados en 4.4 y los precios para las corrientes de flujo asociados. En la figura 4.19 se puede observar que los puntos óptimos se encuentran en el los limites de restricción tanto para x_D como para x_B , y esto se da debido a que la optimización mediante el criterio J_{E1} busca los mayores valores de V y los valores mínimos de R que permitan que D sea máximo, puesto que esta es una función de minimización al final, en la que D se da con una ganancia negativa que permite que entre mas grande sea D mejor para la función de optimización.

El segundo enfoque de criterio de optimización denominado J_{E2} , se enfoca mas hacia maximizar el flujo de Vapor V y minimizar el flujo de Reflujo R pero en proporciones iguales ya que los precios asociados a estos flujos al final genera un peso de igual proporción tanto para R como en V en el calculo de J_{E2} . En la figura 4.19 se puede observar que los puntos óptimos se encuentran en el los limites de restricción para x_D , pero para x_B son variantes cuando se presentan perturbaciones, y esto se da debido a que la optimización mediante el criterio J_{E1} busca valores máximos de V y

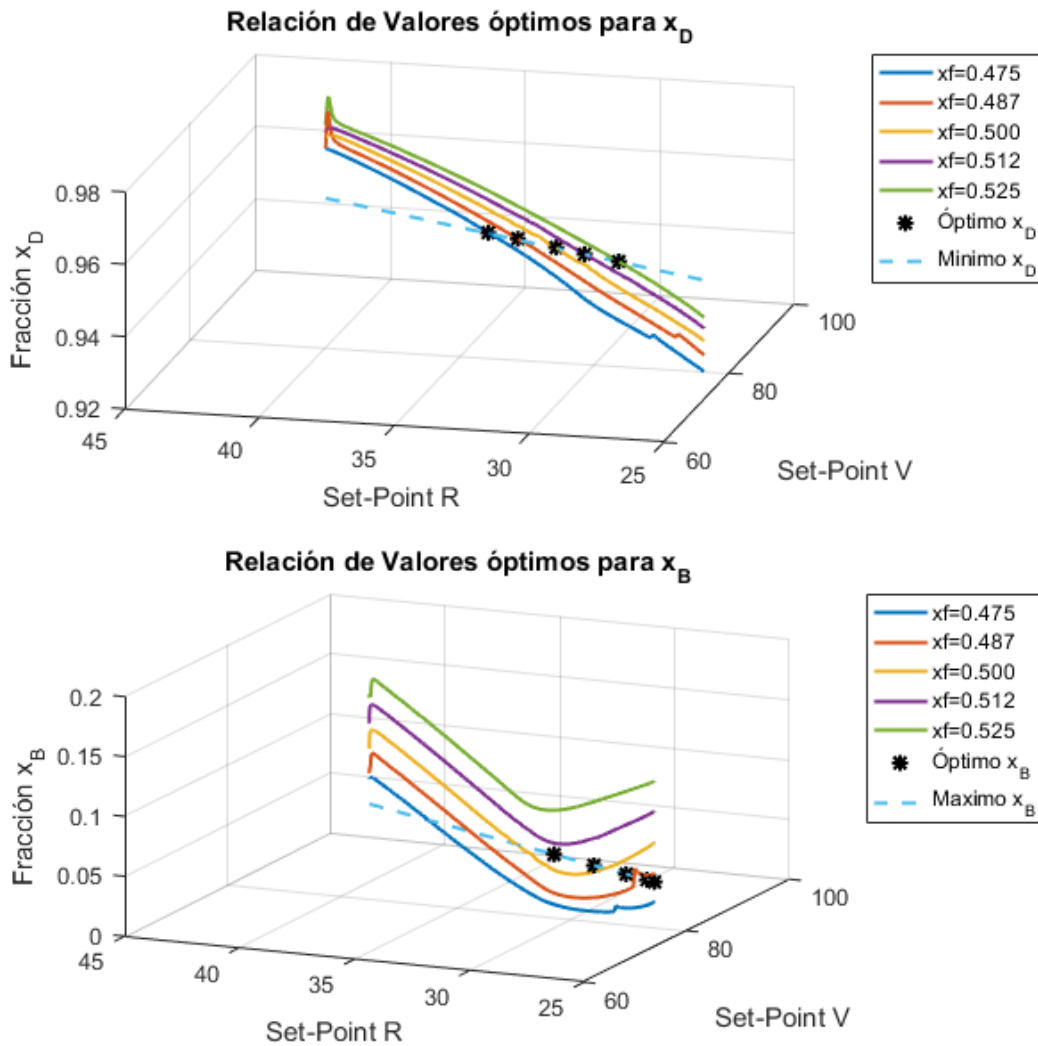


Figura 4.19: Valores de consigna óptimos usando el enfoque de maximizar la producción en el tope, en base al criterio J_{E1} .

valores mínimos de R pero en igual proporción, es decir no trata de buscar los mayores valores de V ni los mínimos de R porque esto afectaría a la función de optimización quizás llevándola a valores sub-óptimos, sino busca máximos de V sin que R sea muy bajo.

Para el análisis usando como función de optimización J_{E1} , se mantiene la columna en un punto de operación dado y después de esto, la capa de optimización económica se ejecuta en el tiempo $t = 400$ segundos, esto con el fin de observar el aporte que genera la optimización respecto a un determinado valor de salidas fijado como *Set-Point* para el proceso. En el caso de la función de optimización J_{E2} la columna desde el tiempo $t = 0$ segundos, y se observa como el disturbio permite que el punto de operación de la columna cambie, aprovechando estos efectos.

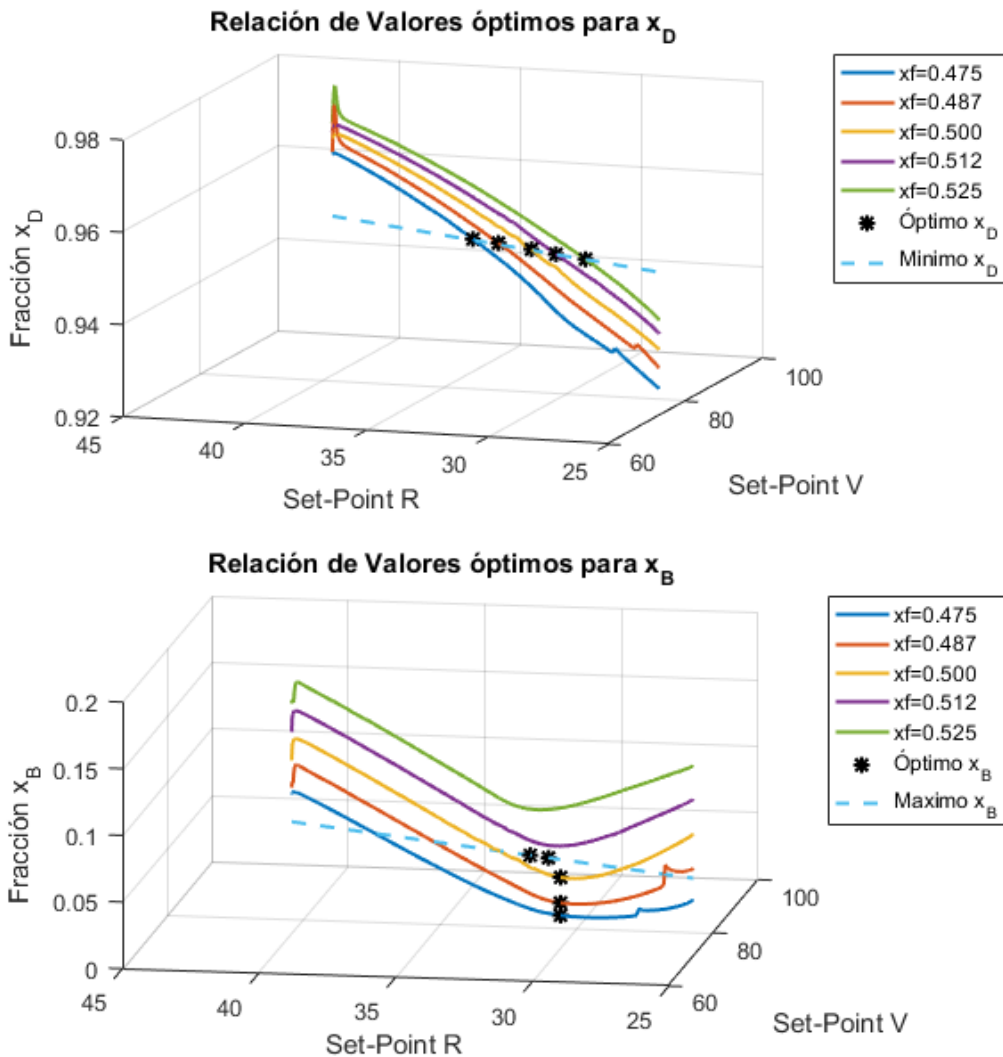


Figura 4.20: Valores de consigna óptimos usando el enfoque de minimizar la concentración de metanol en el fondo, en base al criterio J_{E2} .

Es importante aquí mencionar que la definición del criterio de optimización depende netamente de lo que se pretenda optimizar en el proceso, además esta función puede ser del tipo lineal como en este caso o mediante cálculos no lineales como la presentada en [45], y esto afecta también la carga computacional requerida para el cálculo de misma. En este caso se usaron dos funciones de optimización un poco similares con el fin de demostrar las distintas alternativas que se pueden llegar a mejorar en un proceso industrial. Para este caso los cambios de consigna o *Set-Point* se realizan en las composiciones de los flujos de salida de la columna y estos generan cambios sobre los *Set-Point* de los controladores PID en la columna, en otras aplicaciones se integra la optimización en el control MPC y se busca que los cambios que realice el MPC sobre las consignas de los PID, se basen también en la optimización integrada en la función objetivo del controlador predictivo como en [2].

4.4. Diseño y sintonización del control predictivo basado en el modelo de régimen transitorio

El diseño del controlador MPC para la capa de control con restricciones es importante puesto que será el encargado de realizar control en base a las referencias de consigna dadas por la(s) capa(s) de optimización, al mismo tiempo que trata de mantener las restricciones impuestas sobre las variables, para que en el proceso no se presenten efectos negativos. En este caso el diseño del controlador MPC para la capa de control con restricciones fue realizado utilizando el *Model Predictive Control Toolbox* de MATLAB 2016a, mediante el cual se variaban los parámetros del controlador y se podía ver su efecto en el control sobre la planta mediante la interfaz, lo cual para aspectos de diseño resulta ser muy práctico. El modelo de diseño para el controlador incluye una planta dada en espacio de estados discretos que para el controlador es configurado como un sistema MIMO con dos entradas manipuladas (R, V), dos disturbios medidos (F, x_f) y dos variables controladas (x_D, x_B). En este caso el controlador MPC resulta ser un poco más completo que el GPC usado en el ejemplo presentado en la sección 2.3 ya que se varían las matrices de ponderación para el error como para la tasa de cambio de las entradas, como se verá más adelante.

4.4.1. El modelo para el controlador MPC

Los sistemas de control MPC generalmente dependen de un modelo, que represente la dinámica de la planta la cual se desea controlar, para muchas aplicaciones industriales generalmente este modelo se obtiene a partir de datos entrada-salida y donde se estiman los movimientos pasados y futuros de la planta mediante las diferencias en las muestras de salida como en los cambios de entrada, como se muestra en la sección 2.1 del capítulo 1, con estos datos el control predictivo conoce un modelo que representa la dinámica de la planta y posteriormente lo usa para realizar los cálculos de control correspondientes.

El modelo que se usa como base para el control MPC en esta aplicación, es el modelo de espacio de estados lineal identificado en la sección 4.3, aquí cabe mencionar que los cálculos de control del MPC dependen bastante del modelo usado ya que en base a las predicciones calculadas el problema de optimización cuadrática QP del controlador decide como cambia la el esfuerzo de control hacia la planta. En este caso, el modelo no representa completamente la planta, pero de igual forma tiene una buena aproximación y se pretende observar que resultados se obtienen mediante esta implementación.

4.4.2. Restricciones y parámetros de sintonización

Los parámetros de sintonización acerca del horizonte de control y de predicción y las matrices de ponderación se fijaron mediante la herramienta mencionada en la cual el

posible observar los efectos de estos parámetros lo cual permitió que estos fueran seleccionados correctamente, estos parámetros son los siguientes:

- Horizonte de predicción $N = 20$ instantes de tiempo futuros
- Horizonte de control $N_u = 5$ instantes de tiempo futuros
- Matrices de ponderación $\mathbf{W}_y = \text{diag}([10, 10])$ y $\mathbf{W}_u = \text{diag}([1, 1])$
- Escalar de ponderación específico $\lambda = 1$
- Tiempo de muestreo $T_s = 1$ segundo

Donde W_y y W_u son matrices diagonales de dimensiones 2 donde el error de referencia tiene un peso de 10 veces mas que el calculo de los cambios en las entradas por ello el controlador busca que el seguimiento de consigna sea muy efectivo.

4.4.3. Revisión del controlador MPC diseñado

Para su comprobar si el controlador MPC esta correctamente diseñado en primera instancia se comprueba el seguimiento de consigna y posteriormente su respuesta para variaciones en el disturbio x_f donde se puede notar efectos de rechazo a perturbaciones, como se puede apreciar en la figura 4.21, este análisis es simple y para aspectos de este ejemplo de diseño será usado con estos parámetros de sintonización. Cabe resaltar que gran parte de la optimización depende del diseño del controlador MPC porque un control MPC mal diseñado puede afectar los objetivos de optimización si no se sigue la referencia dado o que su respuesta de control sea demasiado lenta, lo cual lleve al sistema a valores del criterio de optimización sub-óptimos.

4.4.3.1. Respuesta del controlador MPC

Posteriormente en las figuras 4.21 y 4.22 se puede observar el seguimiento de referencia para consignas de x_D y x_B dadas al igual que el efecto de las perturbaciones y el rechazo de las mismas, al igual que los valores de R y V manipulados para realizar el respectivo control, también se muestra cual es la perturbación simulada, es importante mencionar que este cambio es de muy baja magnitud ya que grandes cambios llevan al proceso a valores de inestabilidad. Para este caso, como se había mencionado anteriormente no se conoce muy en detalle el proceso por ello es difícil conocer cuales serán las magnitudes de disturbio que pueden llegar a presentarse en el proceso real, por tanto para aspectos relacionados a este trabajo se mantiene el proceso dentro de los límites encontrados en simulación mediante la simulación del mismo.

4.4.3.2. Revisión de diseño para el controlador predictivo por modelo

Una vez realizado el diseño del controlador MPC es revisar si el controlador esta bien diseñado o si algunos parámetros de la sintonización o manejo de restricciones puede

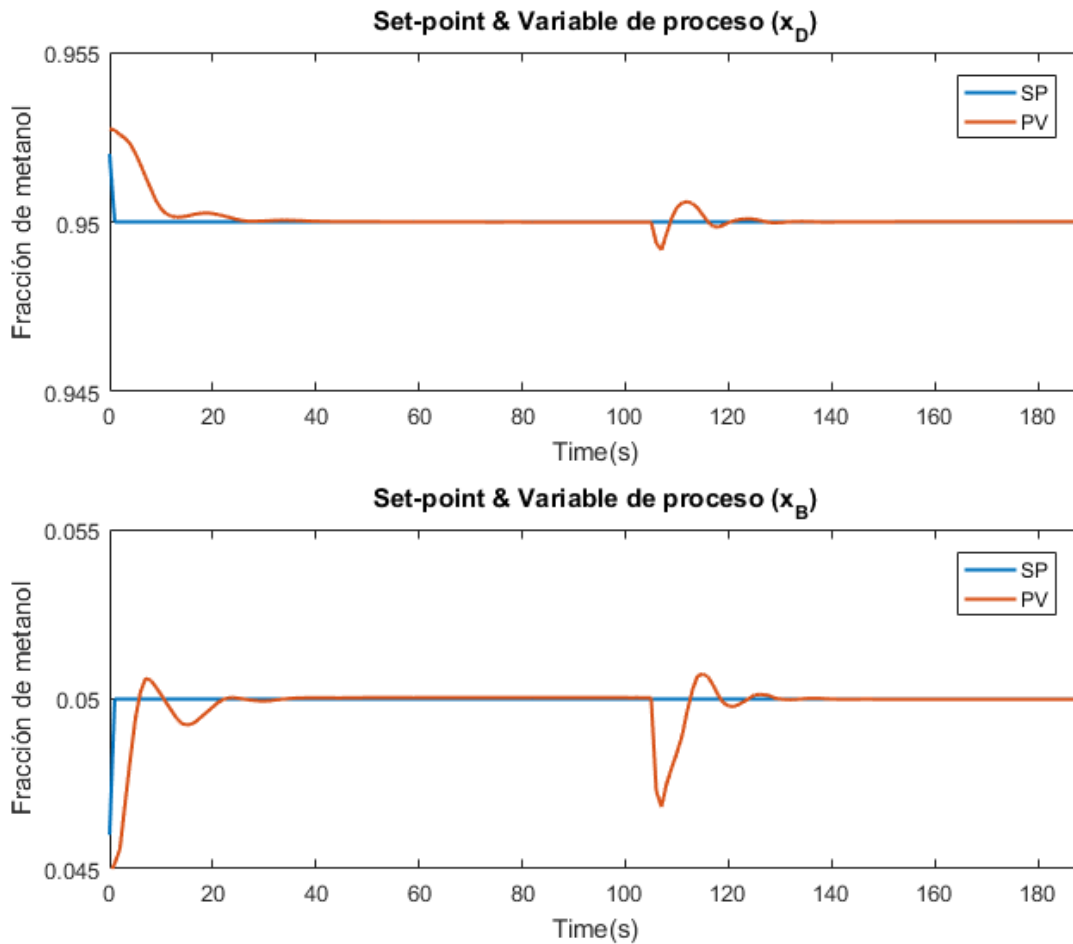


Figura 4.21: Seguimiento de consigna y respuesta a perturbaciones del control MPC diseñado.

llegar a afectar el funcionamiento del mismo, por ello haciendo uso de las herramientas computacionales disponibles se realizó una verificación de los aspectos más importantes dados en la tabla 4.1 según el complemento *Review MPC Control* del *Model Predictive Control Toolbox* de MATLAB, donde se puede verificar que no se presentan inconvenientes o problemas de diseño.

En el Anexo C se muestra la información respecto a los aspectos presentados en la tabla 4.1 y cuales son los resultados específicos de la evaluación realizada por el *Review MPC Control* de MATLAB.

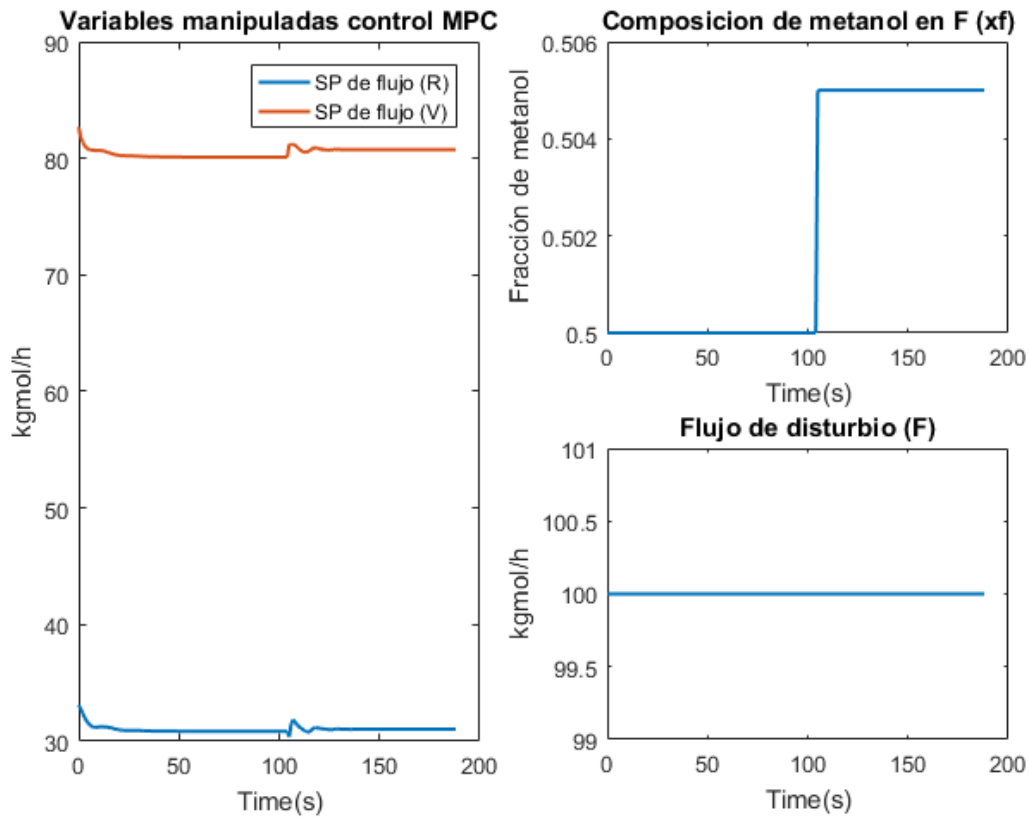


Figura 4.22: Flujos molares manipulados y comportamiento de los disturbios para el control MPC.

Test	Status
Creación del objeto MPC	Pass
Validez de la matriz Hessiana QP	Pass
Estabilidad interna del controlador	Pass
Estabilidad nominal en lazo-cerrado	Pass
Ganancias de régimen permanente en lazo-cerrado	Pass
Restricciones duras de variables manipuladas	Pass
Otras restricciones duras	Pass
Restricciones blandas	Pass
Tamaño de memoria para datos MPC	Pass

Tabla 4.1: Resumen de las pruebas realizadas por el complemento *Review MPC Control* de MATLAB.

4.5. Diseño del algoritmo de optimización e integración del algoritmo de control predictivo para conformar la estructura de control jerárquico

Esta sección representa la última parte del procedimiento, en la cual se pretende dar un desarrollo mediante algoritmos computacionales a la estructura que se planteó en la figura 4.1 y teniendo en cuenta que se establecieron los lazos de control relacionados con la optimización, las variables controladas, de disturbio y manipuladas, teniendo a la mano los modelos de dinámica y de régimen permanente, conociendo lo que se desea optimizar y por último, el control MPC. Por tanto se procede a conformar todo esto en un algoritmo de control con optimización de consignas en línea, para comprender de una manera específica la estructura que se desarrolla para este proceso se puede observar la figura 4.23, donde inicialmente se muestra la parte de la configuración desarrollada en MATLAB y posteriormente realizar la comunicación con Aspen HYSYS donde el proceso de la columna de destilación ya está configurado.

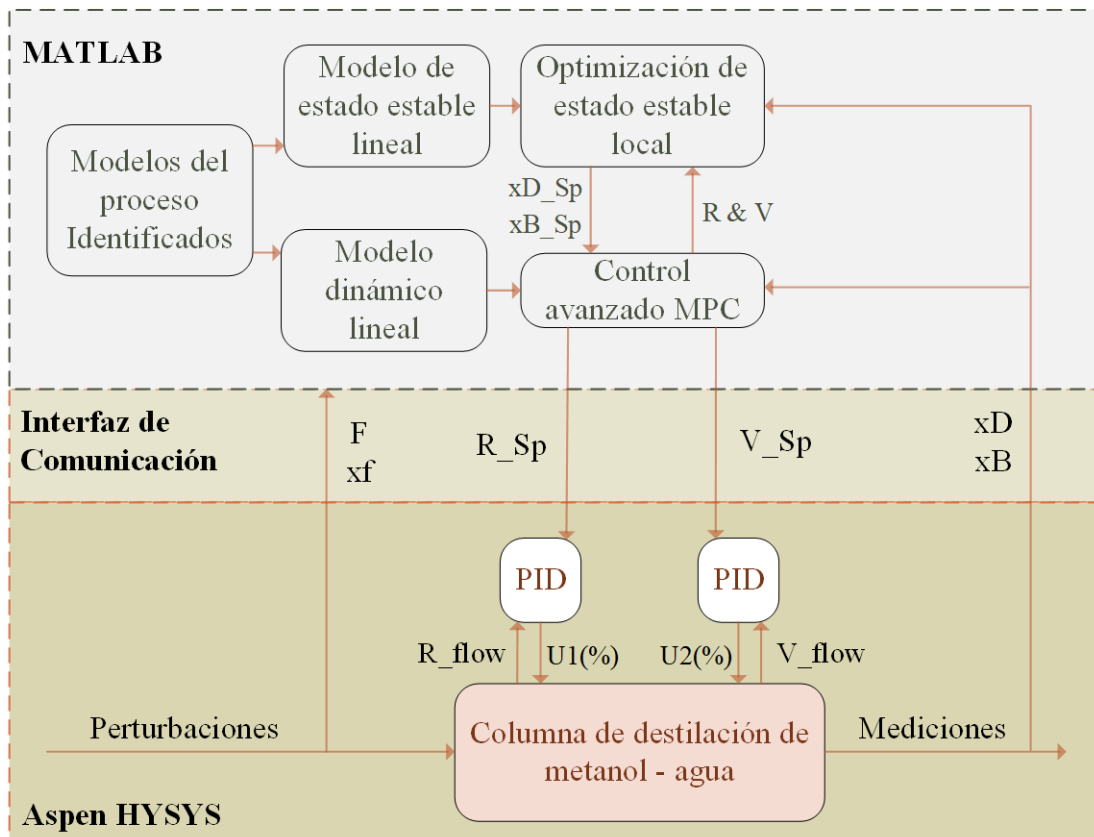


Figura 4.23: Estructura de control jerárquico desarrollada mediante MATLAB-Aspen HYSYS.

4.5.1. Formulación de las funciones de optimización en MATLAB

En MATLAB (Simulink) se desarrolló el sistema que se muestra en la figura 4.24 donde principalmente se encuentra la optimización y el control MPC. Para las formulaciones de las funciones de optimización planteadas como J_{E1} y J_{E2} , en este caso debido a que las restricciones sobre las entradas, salidas y el objetivo de optimización es similar se usa el algoritmo siguiente, desarrollado en la función de actualización de estados o datos de la *sfunction* LSSO_Lin.

```

1 function sys=mdlUpdate(t,x,u,A,B,C,Tls)
2 m = u(1:2); % Variables manipuladas
3 w = u(3:end); % Variables de disturbio medido
4
5 % LSSO: Calculo de entrada de regimen permanente optima
6 R0 = 33.3634; % kgmol/h
7 V0 = 83.3634; % kgmol/h
8 Rmin = R0-20; % kgmol/h
9 Rmax = R0+20; % kgmol/h
10 Vmin = V0-20; % kgmol/h
11 Vmax = V0+20; % kgmol/h
12 % Limites de las entradas (u)
13 Lu = [Rmin;Vmin]; % Flujos minimos en kgmole/h
14 Uu = [Rmax;Vmax]; % Flujos maximos en kgmole/h
15 % Otras restricciones
16 Ar = [];
17 Cr = [];
18 Aeq = [];
19 Ceq = [];
20
21 nonlcon = @(uss)LSSO_NonConst_Lin(uss,w,A,B,C); % Restriccion (y)
22 JE = @(uss)LSSO_myfun_Lin(uss,w); % Criterio JE
23 ussL = fmincon(JE,m,Ar,Cr,Aeq,Ceq,Lu,Uu,nonlcon); % Optimo
24 yssL = LSSO_Yss_Lin(ussL,w,A,B,C); % Salida optima
25
26 % Actualizacion de estados de tiempo discreto
27 sys = [ussL;yssL]; % Actualizacion del estado discreto
28 % end mdlUpdate

```

Con este algoritmo se pretende dar solución a un problema de minimización lineal para este caso, el cual de una forma general se describe mediante la formulación siguiente:

$$\min_{R^{ss}, V^{ss}} f(R^{ss}, V^{ss}) \quad \text{tal que} \quad \begin{cases} c(R^{ss}, V^{ss}) \leq 0 \\ ceq(R^{ss}, V^{ss}) = 0 \\ \mathbf{A}_o \cdot (R^{ss}, V^{ss}) \leq b \\ \mathbf{A}_{eq} \cdot (R^{ss}, V^{ss}) = beq \\ lb \leq (R^{ss}, V^{ss}) \leq ub \end{cases} \quad (4.7)$$

Donde b , beq , Ao y Aeq son restricciones que no se configuran, al igual que la función $ceq(R^{ss}, V^{ss})$ no es necesario fijar estos parámetros. Para este caso $c(R^{ss}, V^{ss})$, lb y ub se muestran a continuación:

$$c(R^{ss}, V^{ss}) = \left[\begin{array}{c} x_D^{ss} \\ x_B^{ss} \end{array} \right] - \left[\begin{array}{c} 1 \\ 0.05 \end{array} \right], \left[\begin{array}{c} 0.95 \\ 0.00 \end{array} \right] - \left[\begin{array}{c} x_D^{ss} \\ x_B^{ss} \end{array} \right], \quad lb = \begin{bmatrix} 13.3634 \\ 63.3634 \end{bmatrix}, \quad ub = \begin{bmatrix} 53.3634 \\ 103.3634 \end{bmatrix}$$

Como se puede apreciar en la representación c depende de (R^{ss}, V^{ss}) , por lo tanto la función que se encarga de realizar este cálculo, en el algoritmo es denominada **LSSO_NonConst_Lin** y esta a su vez depende del modelo de régimen permanente lineal mediante el cual se calculan los valores óptimos de x_D^{ss}, x_B^{ss} mediante la función **LSSO_Yss_Lin**, respetando las restricciones impuestas sobre las mismas. La función **LSSO_myfun_Lin** es la encargada de calcular el criterio de optimización, y en este caso es la que se varía para implementar los dos criterios propuestos. Es importante mencionar que mediante otras funciones de optimización lineal se pueden obtener resultados, para esta aplicación se usa *fmincon* ya que aunque esta diseñada para resolver problemas no lineales, funciona muy bien para representaciones lineales y su implementación no resulta ser muy complicada.

Posteriormente debido a que el algoritmo de control MPC ya está diseñado previamente, lo siguiente consiste en conformar la estructura de control jerárquico con optimización, por ende se integra el MPC y este será el encargado de recibir los valores de consigna de composición de metanol óptimos dados por la capa LSSO lineal y ejecutar los correspondientes cambios en los *Set-Point* de los controladores de flujo que se encuentran en el entorno de Aspen HYSYS. Esto se realiza mediante la función HYSYS IN, para la extracción de los datos de HYSYS se usa la función HYSYS OUT, y en base a estas salidas el MPC calcula la ley de control correspondiente. Todo esto se puede apreciar en la figura 4.24, también es posible observar que existen dos tipos de disturbio pero en este caso se denominan F(M) y F(T), en esta parte es importante recordar que en el modelo computacional desarrollado en Aspen HYSYS se habían configurado dos flujos de alimentación los cuales se mezclaban para convertirse en F , pues en este caso de F(M) denota el flujo de metanol y se usa para simular cambios de disturbio x_f y F(T) representa el flujo de disturbio F que contiene metanol y agua mezclados.

En este caso no se realiza diseño e implementación de la capa de optimización SSTO, puesto que el cálculo de la LSSO se realiza mediante un modelo lineal, la capa SSTO funcionaría exactamente igual a la LSSO, y su aplicación resultaría redundante ya que ambas funciones de optimización basarían sus cálculos en el mismo modelo. En el caso de ser necesaria su implementación el algoritmo a desarrollar sería mediante una función con *linprog* por ejemplo de la sección 2.3.

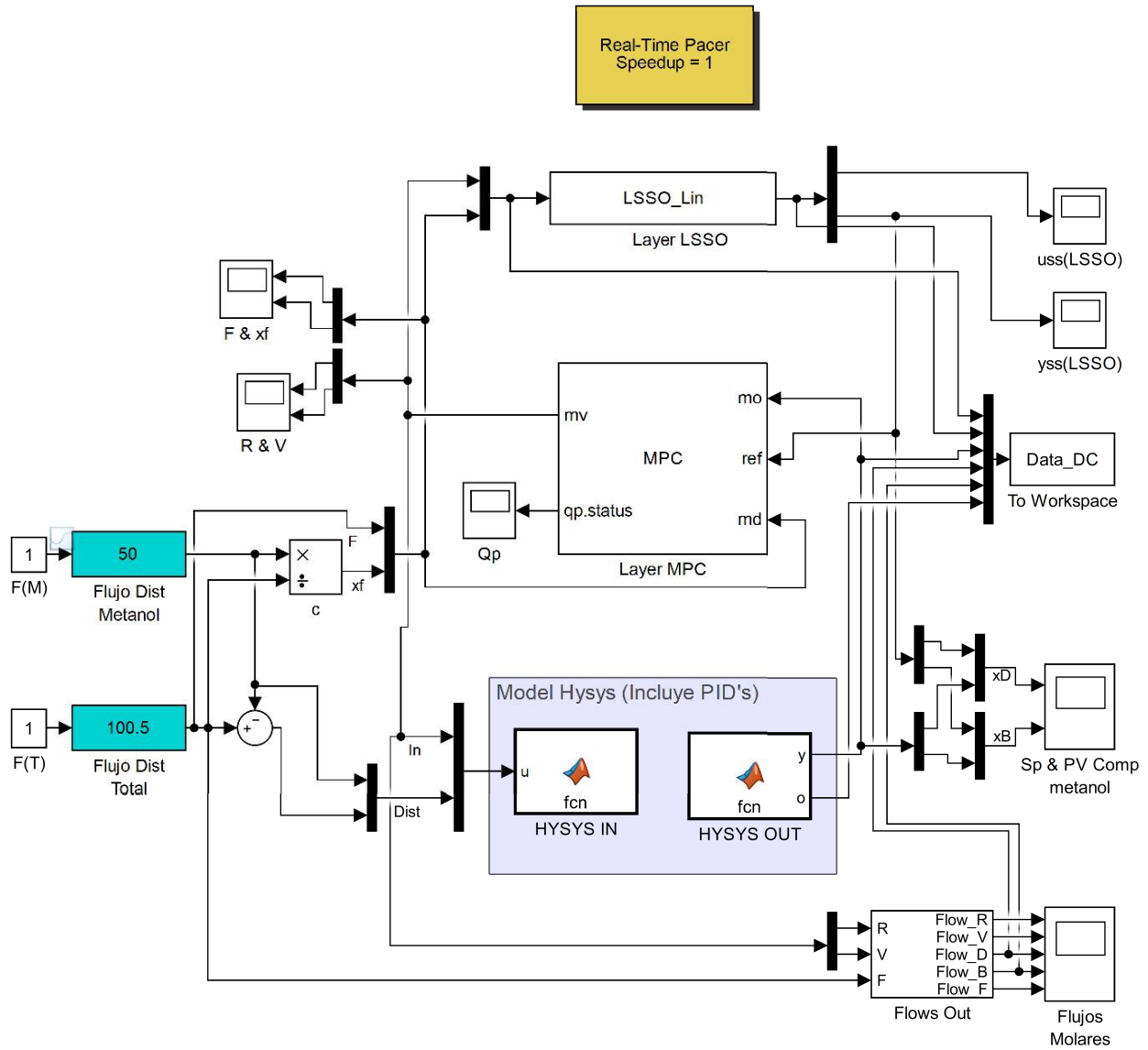


Figura 4.24: Estructura de control jerárquico desarrollada mediante MATLAB (Symulink).

Capítulo 5

Análisis y discusión de resultados

En este capítulo presenta la evaluación en simulación del desempeño de la estructura de control jerárquica diseñada, a partir de aspectos, como comportamiento de lazos de control, manejo de restricciones, comportamiento de los objetivos de optimización en el tiempo de simulación, efectos sobre el funcionamiento del proceso, entre otros. Con el fin de evaluar el funcionamiento y la operabilidad de la técnica de control desde una perspectiva general sobre el proceso y cuales son los beneficios que genera sobre el mismo la implementación de esta técnica de control. Por ello inicialmente se muestran el análisis de la técnica de control con optimización aplicada al caso de estudio de la columna de destilación y por último se realiza una discusión acerca de las ventajas y desventajas de la aplicabilidad de la técnica de control jerárquico con optimización de consignas en línea sobre procesos industriales.

5.1. Resultados obtenidos en la columna de destilación

En esta sección se realiza el análisis y observaciones correspondientes encontradas una vez aplicada la estructura de control jerárquico sobre el proceso de la columna de destilación construido en Aspen HYSYS. Es importante que se entienda que el controlador MPC en este caso puede tomarse como el controlador principal de un sistema de control en cascada, para aspectos correspondientes a este trabajo su implementación, es con el objetivo de optimización económica, por lo cual los cambios de consigna óptimos, a los que se ha hecho referencia en todo el desarrollo de este trabajo, pueden ser para los controladores PID como para el MPC todo depende de la perspectiva de la optimización planteada.

Como se había comentado anteriormente en los pasos de la metodología planteada se realizaría una implementación de dos enfoque de criterio de optimización, algunas de las figuras siguientes evidencian los cambios realizados en cuanto a consigna óptima dado por la optimización del proceso.

5.1.1. Análisis del comportamiento de los lazos de control avanzado MPC

Las variables controladas de los lazos de control avanzado a los que se hace referencia en este apartado son las composiciones de metanol x_D y x_B . La figuras 5.1 y 5.2 muestran los respectivos seguimientos de consigna dados por el la optimización para el controlador MPC. aquí es importante mencionar también los distintos efectos de cambios de *Set-Point* de una variables sobre la otra al igual que el correcto seguimiento de referencia.

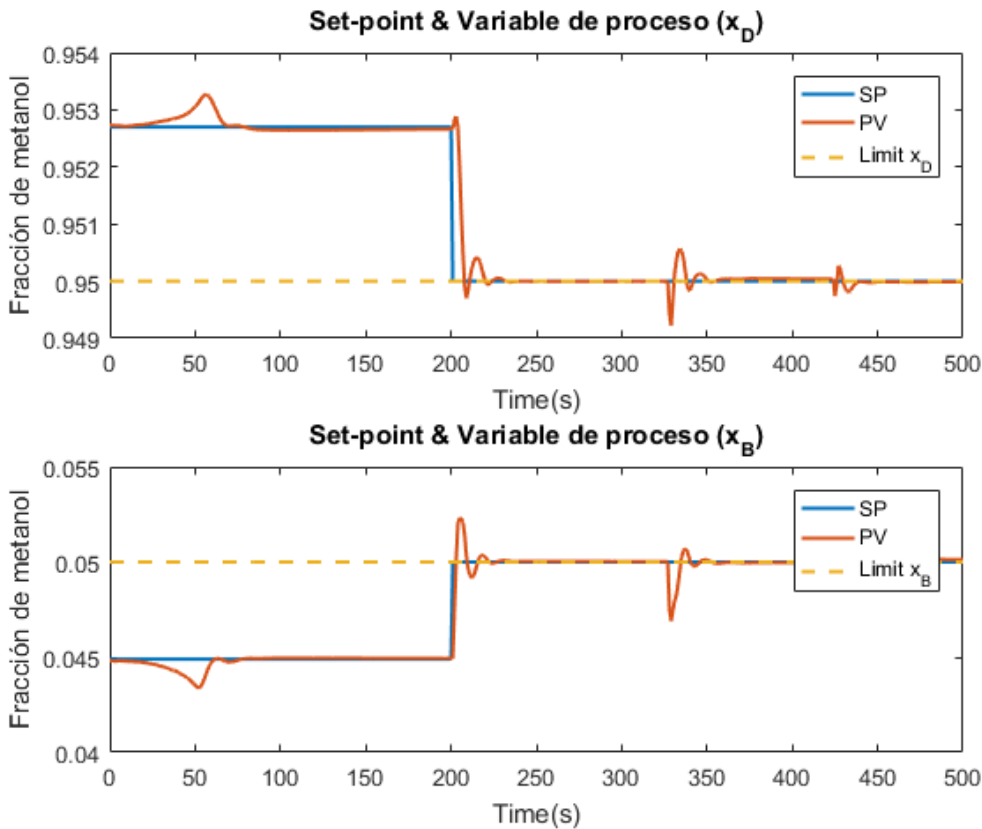


Figura 5.1: Comportamiento de los lazos de control MPC ante variaciones en la referencia (dadas por la optimización J_{E1}) y efectos de los disturbios.

5.1.2. Manejo de restricciones mediante control MPC

En cuanto al manejo de restricciones sobre las variables controladas x_D y x_B por parte del controlador MPC, se puede observar en las figura 5.2 estas no se cumplen satisfactoriamente, tanto para los cambios de consigna como para los efectos del disturbio presentes. Esto se debe principalmente a la dependencia del modelo para el MPC, si recordamos lo anteriormente mencionado el controlador MPC necesita un modelo para

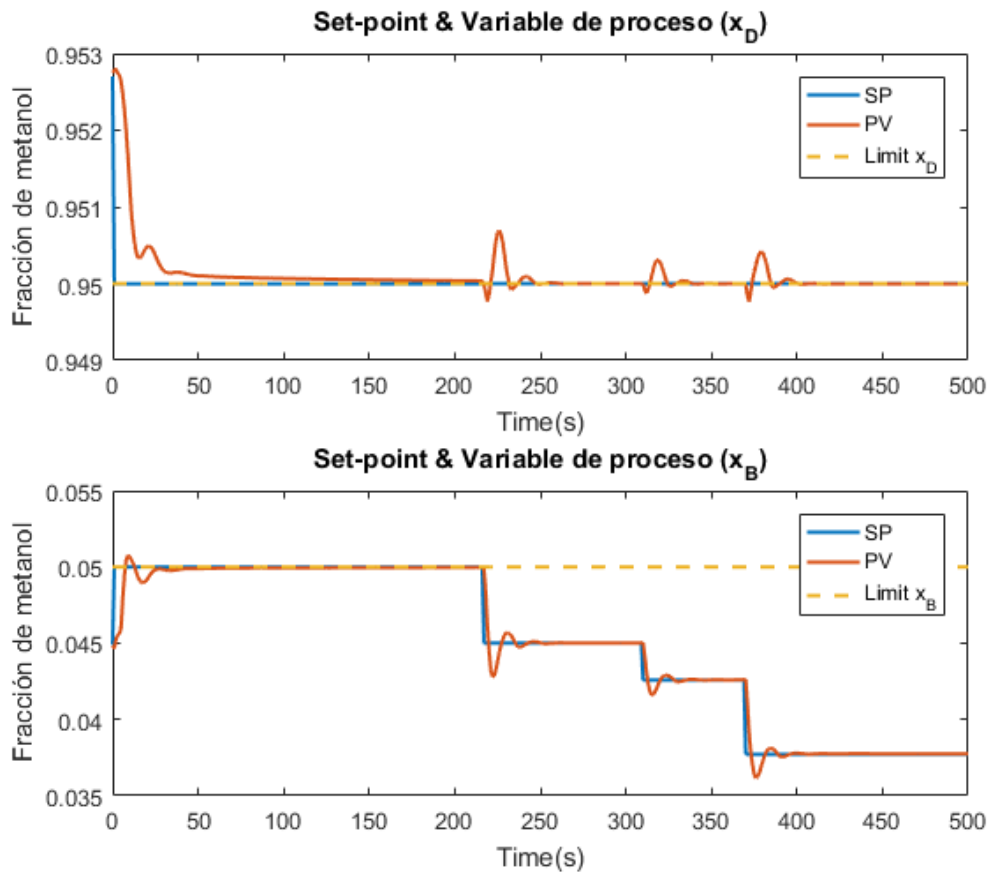


Figura 5.2: Comportamiento de los lazos de control MPC ante variaciones en la referencia (dadas por la optimización J_{E2}).

calcular las predicciones de salida en los distintos horizontes configurados, por ende si existen restricciones configuradas el MPC calculará los valores de entrada óptimos para que la variables de salida no salga fuera de los limites establecidos. Pero como se menciono dichas predicciones dependen del modelo, por lo tanto si este modelo en algunos puntos de operación de la planta resulta ser lejano de los valores reales de la planta, esto afectara el manejo de restricciones. Para procesos donde las limitaciones de las variables de salida resulten criticas es recomendable implementar estrategias de control MPC mucho mas avanzadas para cumplir a cabalidad estos factores.

5.1.3. Análisis del comportamiento de los lazos de control básico

Los lazos de control básico generalmente representan la parte mas importante en una planta industrial, ya que estos son los encargados de mantener la calidad de los productos al igual que garantizar la operación segura de la misma. Por tanto uno de los aspectos mas representativos para evaluar la operabilidad del control jerárquico con optimización, seria observar el comportamiento de los lazos de control PID ante varia-

ciones en sus referencias dadas por el control MPC. En la figura 5.3 se puede observar el comportamiento de los lazos de control PID de Reflujo y de Vapor, al igual que las variaciones de los disturbios F y x_f , los cuales también generan los correspondientes efectos en los lazos de control superior x_D y x_B . En dicha figura es posible observar como el seguimiento de consigna para los controladores PID resulta ser muy satisfactorio, ya que la respuesta es rápida por parte de la variable de proceso (PV) del PID ante cambios en su *Set-Point* (SP) establecidos por el controlador MPC, ya sea por que el control MPC cambio de consigna en alguno de sus lazos o por el efecto de un determinado disturbio.

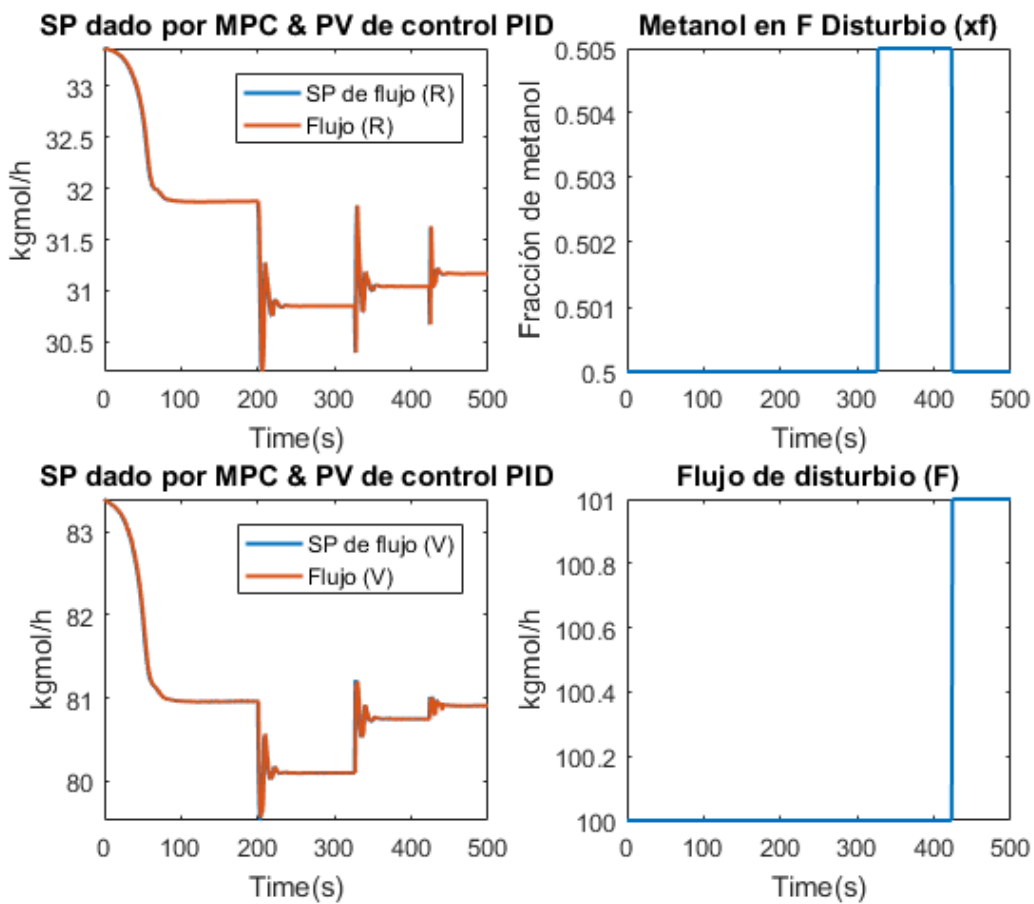


Figura 5.3: Variables manipuladas por el MPC (para la optimización J_{E1}) y señales de disturbio hacia el proceso.

Por lo anterior podemos decir que el control jerárquico con optimización de consignas en línea, resultar ser eficiente en cuanto al comportamiento de los lazos de control básico configurados en la planta.

5.1.4. Análisis de la función de optimización

Para empezar con el respectivo análisis de la optimización del proceso es importante que recordemos los criterios denominados J_{E1} y J_{E1} presentados en 4.6.

5.1.4.1. Función JE1

Para empezar se hablará de J_{E1} , el cual busca que el los beneficios generados por el flujo D en pesos \$ sean los máximos posibles si se observa 4.6 D se presenta con ganancia negativa y que los costos generados por R , V y B sean los mínimos posibles, aquí es importante mencionar que se habla de costos ya que es lo que se quiere minimizar y se toma con ganancia positiva en la función de optimización que al final resulta ser una función que se encarga de minimizar J_{E1} . Mediante la figura 5.4 se observar el efecto que genera la en la función de J_{E1} el cambio de consigna en el tiempo de $t = 200$ segundos, el cual genera que la función de optimización reduzca con lo cual se lleva al proceso a un punto de operación óptimo.

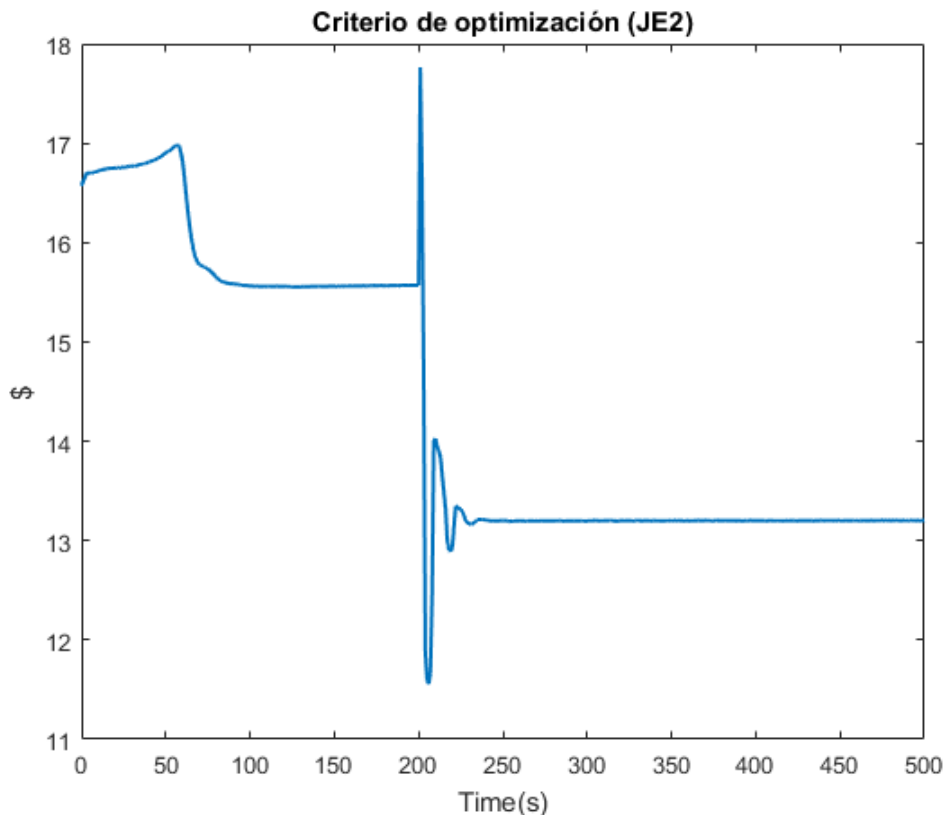


Figura 5.4: Comportamiento de la función de optimización J_{E1} .

La figura 5.5 por su parte muestra como es el comportamiento de los costos frente a los beneficios antes y después del cálculo del punto óptimo por parte de la optimización,

donde es posible notar como se reducen los costos ($P_B B + P_R R + P_V V$) y aumentan los beneficios $P_D D$ gracias a la optimización implementada en la planta.

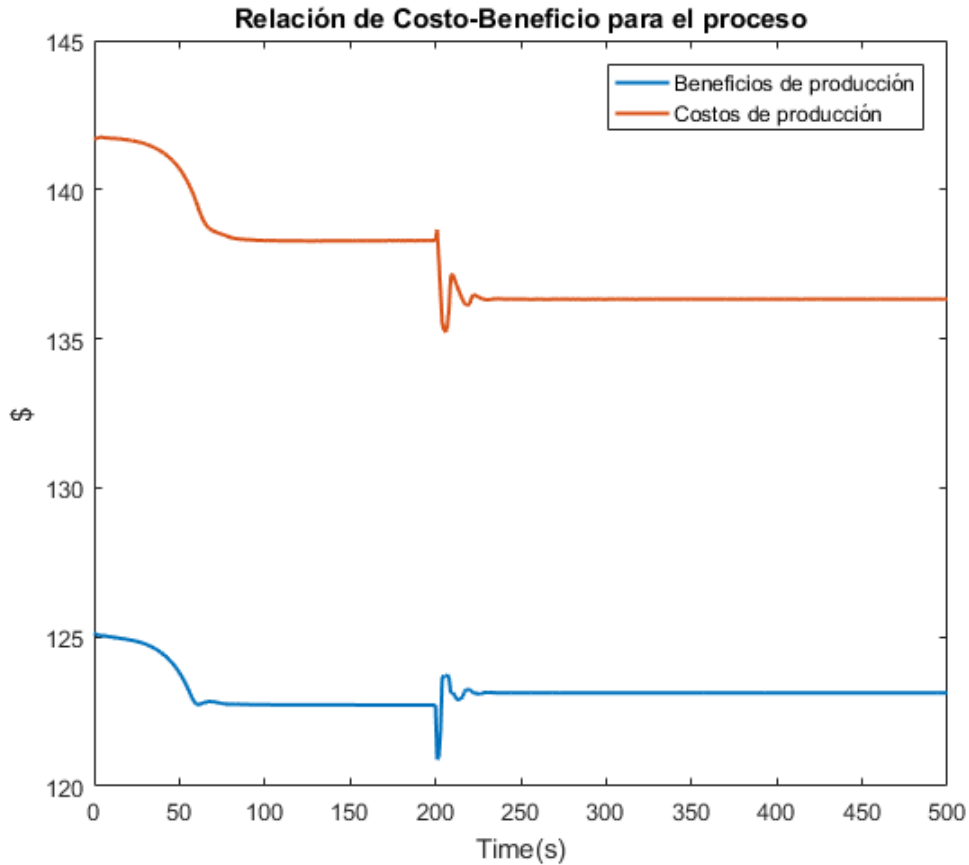


Figura 5.5: Comportamiento de los costos vs beneficios respecto a la optimización aplicada.

5.1.4.2. Función JE2

Para analizar los resultados desde puntos de vista distintos en cuanto a la optimización del proceso, también se hablará de J_{E2} , el cual busca que los costos relacionados a V en pesos \$ se incrementen, siempre y cuando que los costos generados por R y B sean los mínimos posibles, y esto es se realiza teniendo en cuenta que $D = V - R$ para que de igual forma de se siga manteniendo un enfoque de ganancia para D , como en J_{E2} , pero también busca que la composición de metanol del fondo se reduzca aprovechando los cambios de un determinado disturbio. Mediante la figura 5.6 se observar el efecto que genera la en la función de J_{E2} el cambio de consigna desde el tiempo de $t = 0$ segundos, el cual genera que la función de optimización reduzca con lo cual se lleva al proceso a puntos de operación óptimos desde el inicio y posteriormente mediante cambios del disturbio, permite que el proceso se optimice poco a poco.

En la figura 5.6 también se hace una analogía respecto a que pasaría con la función de optimización J_{E2} representada por la figura de la derecha, si no se hicieran los cambios de consigna mostrados en la figura 5.2. Donde es evidente que la planta, no estaría aprovechando puntos de operación que permitieran menos costos de producción por ejemplo.

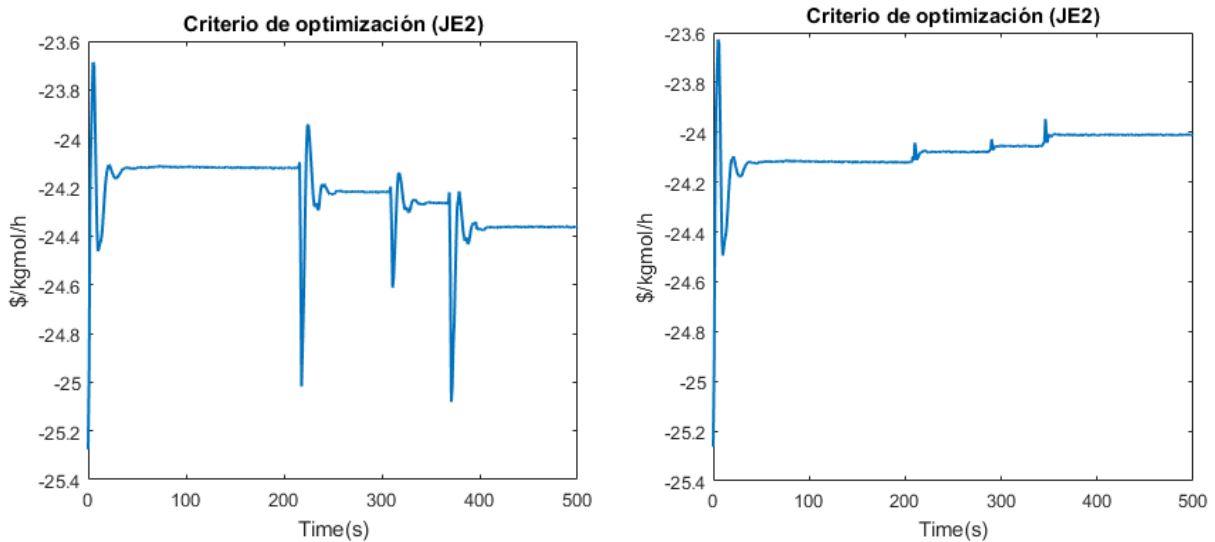


Figura 5.6: Comportamiento de la función de optimización J_{E2} .

Según lo visto anteriormente se puede decir que la estrategia funciona muy bien en cuanto a la optimización del proceso ya que calculando nuevos valores óptimos cada vez que puede, esta en continua optimización y esto es muy favorable para cualquier proceso industrial. Es importante mencionar que así las variaciones sean nocivas para la optimización, el algoritmo trata de hacer lo posible para contrarrestarlo y que la afectación económica para la planta no sea demasiada.

5.2. Ventajas, desventajas y observaciones de la estrategia frente a técnicas de control generalmente aplicadas

En esta sección se hablará acerca de las ventajas y desventajas que podría traer consigo la implementación de técnicas de control jerárquico con optimización de consignas en línea. Por lo cual se verán aspectos positivos y negativos desde un punto de vista general puesto que específicamente pueden aparecer muchos aspectos tanto buenos como malos para el proceso.

5.2.1. Ventajas

En cuanto a las ventajas no se hará mucho énfasis puesto que a lo largo de este documento se han presentado muchas de ellas y como su implementación genera beneficios para el proceso.

5.2.2. Desventajas

Para la parte de las desventajas que presenta a la implementación de estas técnicas de control jerárquico, si se darán a conocer las principales y como su dependencia genera efectos representativos para la planta. Los efectos o inconvenientes que se presentan al realizar esta implementación generalmente tienen que ver precisamente con el modelo de régimen permanente usado para la optimización y el modelo dinámico usado para el control MPC, puesto que como se había mencionado anteriormente en algunos puntos de operación la planta tiene altas no linealidades las cuales ocasionan que el modelo esté muy alejado de los valores reales de la planta y esto genera efectos muy perjudiciales para el proceso.

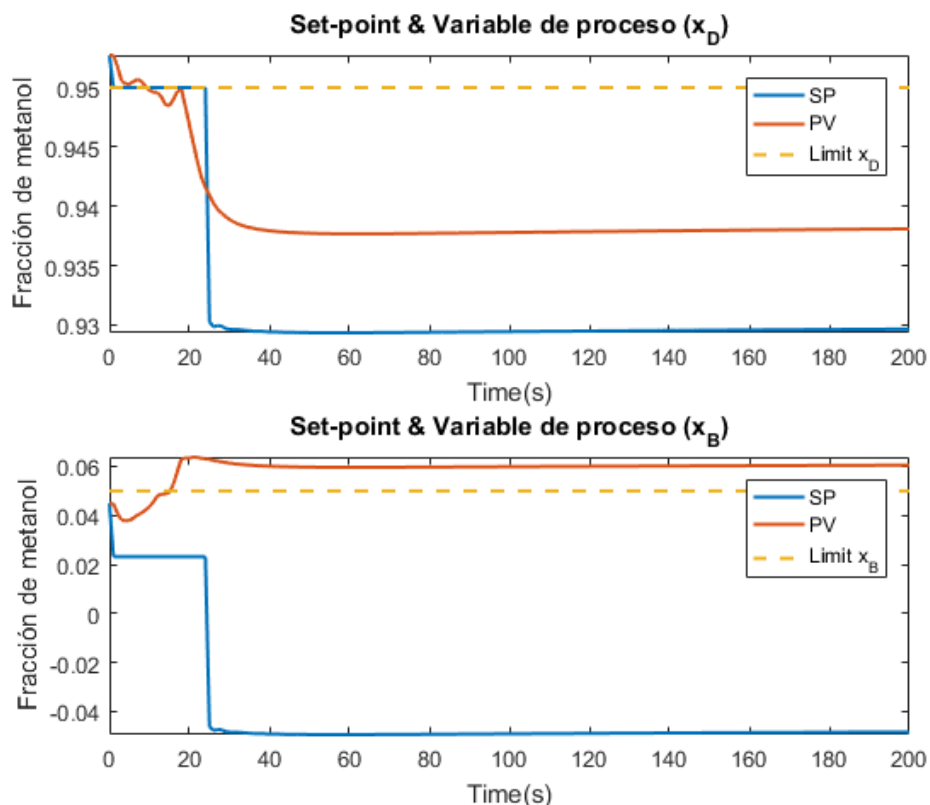


Figura 5.7: Consignas Erróneas por parte de la optimización

En la figura 5.7, por ejemplo se presenta el caso en el cual la optimización genera consignas totalmente por fuera de las restricciones lo que lleva a la planta a un estado de

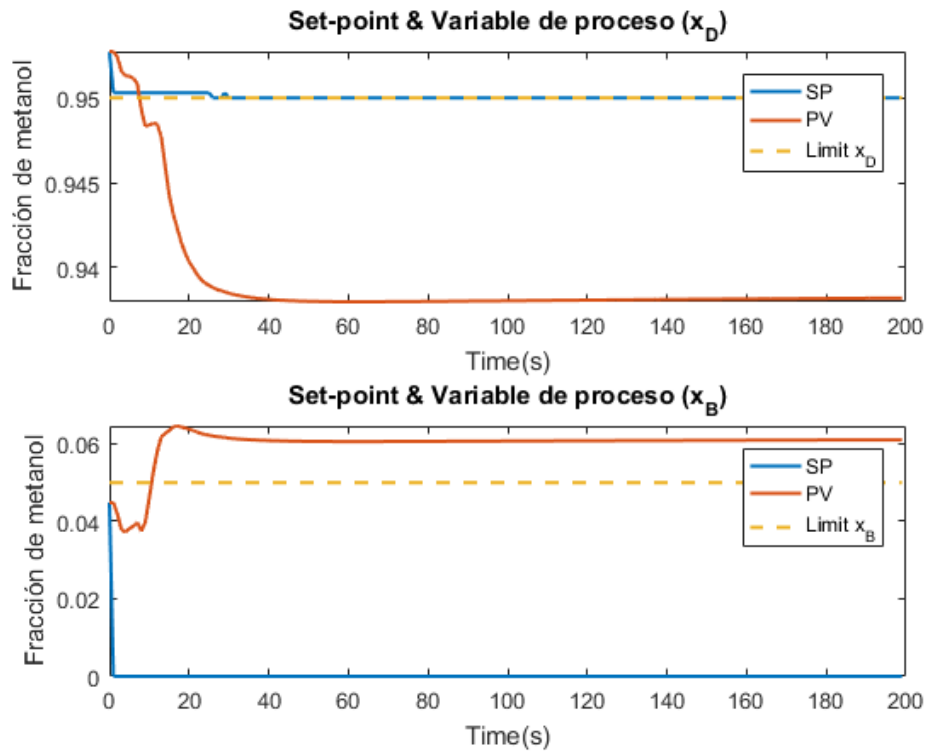


Figura 5.8: *Set-point* no alcanzables para el control MPC.

in-eficiencia extremadamente fuerte. En este caso esto se podría solucionar mediante modelos de linealizaciones sucesivas o con modelos no-lineales.

El caso también donde se presentan inconvenientes es el que se puede observar mediante la figura 5.8 en el cual la optimización realiza bien su trabajo entregando consignas dentro de los límites establecidos, pero estas consignas no son alcanzables por el controlador MPC. Esto puede deberse a muchos factores como son: el modelo dinámico usado para el controlador, los parámetros de sintonización del MPC, y las limitaciones físicas de la planta principalmente, cabe aclarar que aunque la revisión del controlador MPC presentaba buenos resultados, para algunas plantas se requiere de técnicas de control mucho más avanzadas.

5.2.3. Observaciones Generales

Par finalizar este capítulo es importante mencionar algunas observaciones al respecto principalmente frente a las ventajas y desventajas de la técnica de control aplicada las cuales son:

Si se mantiene en la optimización dentro de las limitaciones tanto de la planta como del control MPC, esta técnica puede llegar a ser muy eficiente.

El controlador MPC permite múltiples modificaciones en cuanto a los parámetros de sintonización, lo cual se podría aprovechar para mejorar la optimización del proceso.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajos futuros

En este capítulo se resumen las principales conclusiones a las que se ha llegado después de explorar y comprender la información presente en este trabajo. Así mismo se plantean las futuras vías de investigación para la mejora del mismo.

6.1. Conclusiones

El objetivo de la realización del presente trabajo ha sido la investigación de técnicas de control avanzado con implementación basada en estructuras jerárquicas que incluyen optimización de consignas en línea, mediante lo cual se logró resolver dos aspectos principales. Primero, comprender los factores o criterios necesarios para el desarrollo del diseño de una estructura de control jerárquico; y segundo, describir una metodología de diseño de control jerárquico con optimización de consignas en línea, aplicada a un proceso químico caso de estudio, por tanto, se considera que los objetivos planteados se han alcanzado satisfactoriamente mediante la propuesta.

Con base en la ausencia de un modelo de una planta de procesos químicos en el cual se tuvieran al alcance los parámetros del mismo, se obtuvo, basado en un proceso de selección, un modelo teórico explícito el cual cuenta con los factores necesarios relacionados, que permitieron el desarrollo de un modelo computacional de dicha planta en un software de simulación de procesos químicos. Aquí es importante resaltar que mediante el desarrollo del modelamiento computacional de la planta de procesos químicos caso de estudio, en el proceso se tienen en cuenta con muchos más aspectos que permiten una aproximación más cercana a un proceso químico industrial real, lo cual permitió observar las limitaciones o aspectos importantes a tener en cuenta ante la aplicación de técnicas de control jerárquico con optimización de consignas en línea.

De la información presente en la literatura se extrajeron los criterios comunes, los cuales permiten llevar a cabo cada una de las etapas de diseño de una estructura de control jerárquico con optimización. Lo cual permitió comprender cuales son los aspectos o factores fundamentales que conforman este tipo de técnicas de control avanzado.

Finalmente, la implementación de esta técnica de control avanzado puede llegar a presentar mejores resultados si se realiza una identificación que permita obtener un modelo de régimen permanente no lineal, debido a que en este caso para algunos puntos de operación la no-linealidad del proceso resulta afectar bastante el algoritmo de control jerárquico con optimización de consignas en línea. Este proceso puede ser más simple también si se tiene una aproximación de linealizaciones sucesivas que permita una mayor similitud del proceso con el modelo de régimen permanente obtenido.

Para el caso de la capa de control predictivo por modelo es posible observar que se tiene un buen seguimiento de consigna y rechazo a perturbaciones, para el manejo de restricciones resulta ser un poco ineficiente y esto se debe a que los cálculos de predicción en algunos casos resultan estar muy lejos de los valores reales del proceso, si esta deficiencia en cuanto al manejo de restricciones generara efectos nocivos sobre el proceso podrían utilizarse técnicas de control predictivo más avanzadas, por ejemplo, control predictivo por modelo no-lineal (NMPC) si es el caso.

6.2. Trabajos futuros

Como continuación del trabajo realizado, y a partir de los objetivos establecidos, quedan abiertas algunas líneas de investigación que se consideran interesantes.

La implementación de variaciones en el algoritmo específicamente la función de optimización, por ejemplo funciones no lineales o también variaciones el algoritmo de control MPC, donde existe la posibilidad integrar aspectos de optimización en la función objetivo del controlador lo cual según la literatura existente genera muy buenos resultados en cuanto a optimización económica del proceso.

Se plantea realizar investigaciones acerca de posibilidad de aplicación de estas técnicas de control mediante lenguaje estructurado en controladores lógicos programables (PLC), manteniendo un enfoque de aplicabilidad hacia procesos industriales de este tipo de técnicas de control.

Finalmente, agrando la identificación en línea de los modelos necesarios para el desarrollo de control jerárquico con optimización de consignas en línea podría ser un aspecto muy importante que mejorar ya que esto permitiría evaluar la posibilidad de incrementar con esto la precisión de las dinámicas representadas por el modelo suponiendo así una mejoría en en la eficiencia del controlador MPC como en la solución de los cálculos de optimización.

Bibliografía

- [1] M. Kvernland, I. Halvorsen, and S. Skogestad, "Model predictive control of a kaibel distillation column," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 43, no. 5, pp. 553 – 558, 2010. 9th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems.
- [2] P. Tatjewski, *Advanced control of industrial processes: structures and algorithms*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [3] P. Tatjewski, "Advanced control and on-line process optimization in multilayer structures," *Annual Reviews in Control*, vol. 32, no. 1, pp. 71 – 85, 2008.
- [4] M. P. Di Ciccio, M. Bottini, and P. Pepe, "Digital control of a continuous stirred tank reactor," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2011, 03 2011.
- [5] Y. K. Y. Al-Dunainawi, *Intelligent Control for distillation columns*. PhD thesis, Brunel University London, 2017.
- [6] A. Hysys and A. H. C. Guide, "Aspen technology inc," *Cambridge, MA*, 2006.
- [7] S. L. Rodríguez and A. B. V. Granda, "Simulación y optimización avanzadas en la industria química y de procesos: Hysys," *España, Universidad de Oviedo, Oviedo*, 2005.
- [8] M. ławryńczuk, "Training of neural models for predictive control," *Neurocomputing*, vol. 73, no. 7-9, pp. 1332–1343, 2010.
- [9] L. A. A. Toro and O. Sotomayor, "Integración optimización–control predictivo y aplicación a la planta tennessee eastman," *Revista Peruana de Química e Ingeniería Química*, vol. 11, no. 1, pp. 47–59.
- [10] A. I HINOJOSA and D. ODLOAK, "Implementation of one-layer gradient-based mpc+rto of a propylene/propane splitter using dynamic simulation," pp. 4561–4564, 09 2018.
- [11] F. Serralunga, M. C. Mussati, and P. A. Aguirre, "Optimización en tiempo real con disyunciones lógicas: aplicación a sistemas de calor y potencia," *Iberoamerican Journal of Industrial Engineering*, vol. 5, no. 10, pp. 188–202, 2014.

- [12] P. X. Dang and D. Banjerdpongchai, "Design of integrated real-time optimization and adaptive model predictive control with application to distillation column," *ASEAN Engineering Journal*, no. Part D, 2013.
- [13] C. Cutler and R. Hawkins, "Constrained multivariable control of a hydrocracker reactor," in *American Control Conference, 1987*, pp. 1014–1020, IEEE, 1987.
- [14] C. I. Pinheiro, J. L. Fernandes, L. Domingues, A. J. Chambel, I. Graca, N. M. Oliveira, H. S. Cerqueira, and F. R. Ribeiro, "Fluid catalytic cracking (fcc) process modeling, simulation, and control," *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 51, no. 1, pp. 1–29, 2011.
- [15] 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.
- [16] O. Santander, A. Elkamel, and H. Budman, "Economic model predictive control of chemical processes with parameter uncertainty," *Thesis*, vol. 95, 2016.
- [17] C. Ekaputri and A. Syaichu-Rohman, "Implementation model predictive control (mpc) algorithm-3 for inverted pendulum," in *2012 IEEE Control and System Graduate Research Colloquium*, pp. 116–122, July 2012.
- [18] J. Qin and T. Badgwell, "An overview of industrial model predictive control technology," *AIChE Symposium Series*, vol. 93, 01 1997.
- [19] S. Qin and T. A. Badgwell, "A survey of industrial model predictive control technology," *Control Engineering Practice*, vol. 11, no. 7, pp. 733 – 764, 2003.
- [20] J. A. Rossiter, *Model-based predictive control: a practical approach*. CRC press, 2003.
- [21] R. E. Kálmán, "Contributions to the theory of optimal control," 1960.
- [22] M. I. T. Opencourseware, "Dynamic programming • principle of optimality • dynamic programming • discrete lqr," *Control*, 2008.
- [23] C. R. Cutler and B. L. Ramaker, "Dynamic matrix control??a computer control algorithm," *Joint Automatic Control Conference*, vol. 17, p. 72, 1980.
- [24] C. E. GARCIA and A. MORSHEDI, "Quadratic programming solution of dynamic matrix control (qdmc)," *Chemical Engineering Communications*, vol. 46, no. 1-3, pp. 73–87, 1986.
- [25] E. De Posgrado, M. Rodriguez, G. Asesor, R. Rivas-Perez, and P. Lima, *Desarrollo de un sistema de control predictivo de la temperatura en un reactor de transesterificación*. PhD thesis, 09 2017.

-
- [26] J. K. McLaughlin, *Supervisory control of a commercial heating, ventilating, and air conditioning system*. PhD thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign, 1997.
- [27] A. Bemporad, M. Morari, and N. L. Ricker, "Model predictive control toolbox 3 user's guide," *The mathworks*, 2010.
- [28] G. F. Franklin, J. D. Powell, and M. L. Workman, *Digital control of dynamic systems*, vol. 3. Addison-wesley Menlo Park, CA, 1998.
- [29] N. L. Ricker, "Model predictive control with state estimation," *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 29, no. 3, pp. 374–382, 1990.
- [30] J. A. Paulson, *Modern control methods for chemical process systems*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2011.
- [31] P. Tatjewski, "Supervisory predictive control and on-line set-point optimization," *Applied Mathematics and Computer Science*, vol. 20, pp. 483–495, 2010.
- [32] L. Chaochun, C. Hui, Q. Rongbin, and Q. Feng, "Steady-state target real-time optimization for adaptive constrained generalized predictive control," in *Control Automation Robotics & Vision (ICARCV), 2012 12th International Conference on*, pp. 1755–1760, IEEE, 2012.
- [33] D. E. Kassmann, T. A. Badgwell, and R. B. Hawkins, "Robust steady-state target calculation for model predictive control," *AIChE Journal*, vol. 46, no. 5, pp. 1007–1024, 2000.
- [34] X. Wang, V. Mahalec, Z. Li, and F. Qian, "Real-time optimization and control of an industrial ethylbenzene dehydrogenation process," *Chemical Engineering Transactions*, vol. 61, pp. 331–336, 2017.
- [35] J. E. A. Graciano, J. Jäschke, G. A. Le Roux, and L. T. Biegler, "Integrating self-optimizing control and real-time optimization using zone control mpc," *Journal of Process Control*, vol. 34, pp. 35–48, 2015.
- [36] E. Aydin, Y. Arkun, and G. Is, "Economic model predictive control (empc) of an industrial diesel hydroprocessing plant," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 7, pp. 568–573, 2016.
- [37] 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.
- [38] A. Ignacio and H. Calvo, "Integration of real time optimization (rto) and model predictive control (mpc) of an industrial propylene/propane splitter," 2015.

- [39] B. R. Maner, F. J. Doyle, B. A. Ogunnaike, and R. K. Pearson, "Nonlinear model predictive control of a simulated multivariable polymerization reactor using second-order volterra models," *Automatica*, vol. 32, no. 9, pp. 1285 – 1301, 1996.
- [40] C. A. Smith and A. B. Corripio, *Principles and practice of automatic process control*, vol. 2. Wiley New York, 1985.
- [41] H. Manum and S. Skogestad, "Self-optimizing control with active set changes," *Journal of Process Control*, vol. 22, no. 5, pp. 873–883, 2012.
- [42] A. Marchetti, A. Ferramosca, and A. Gonzalez, "Steady-state target optimization designs for integrating real-time optimization and model predictive control," *Journal of Process Control*, vol.-, pp.-, 01 2013.
- [43] 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.
- [44] X. Wang, S. Li, Y. Zheng, and Y. Yang, "Double-layered model predictive control strategy with dynamic trajectory calculation," in *Advanced Control of Industrial Processes (AdCONIP), 2017 6th International Symposium on*, pp. 13–18, IEEE, 2017.
- [45] T. Tuan, L. Tufa, M. Mutalib, and N. Ramli, "Optimal operation of a process by integrating dynamic economic optimization and model predictive control formulated with empirical model," *Archives of Control Sciences*, vol. 28, no. 1, pp. 35–50, 2018.
- [46] A. M. Felicísimo, "Conceptos básicos, modelos y simulación," *Disponible en Dirección electrónica: www.etsimo.uniovi.es/~feli/, visitado el*, vol. 5, no. 20, p. 09, 2000.
- [47] A. Plus, "Aspen technology," *Inc., version*, vol. 11, 2009.
- [48] H. P. Solutions, "Unisim® design suite, 2010, unisim® is a registred trademark of honeywell process solutions."
- [49] L. J. Lozano Blanco *et al.*, "Introducción a chemcad," *Simulación de Procesos Químicos*, 2011.
- [50] T. E. Casavant and R. P. Co[^]té, "Using chemical process simulation to design industrial ecosystems," *Journal of Cleaner Production*, vol. 12, no. 8-10, pp. 901–908, 2004.
- [51] N. A. Saballos Sánchez, S. Merino, F. Mateo, *et al.*, *Aplicación del programa CO-CO SIMULATOR en la simulación de componentes de procesos de Industrias Químicas en El Salvador, como una herramienta didáctica para la Ingeniería Química*. PhD thesis, Universidad de El Salvador, 2017.

-
- [52] O. Martinez Trillos, R. R. Porras Amaya, *et al.*, "Simulación de sistemas de control en procesos del sector oil & gas a través del software aspen hysys y conexión a rockwell automation con el estandar de comunicación opc," 2016.
- [53] O. T. Berglihn, "A toolbox for using matlab as an activex/com controller for hysys." <http://www.pvv.org/olafb/hsyslib/>, 2008.
- [54] G. Vallabha, "Real-time pacer for simulink," *Published in Matlab Central repository*, 2016.
- [55] R. Szabolcsi, "Design and development of the lqr optimal controller for the un-manned aerial vehicle," *Review of the Air Force Academy*, vol. 16, pp. 45–54, 08 2018.

Anexo A

Ejemplo de control Jerárquico en un reactor de polimerización

A.1. Funciones de optimización y control

A.1.1. Capa no-lineal LSSO

```
1 function sys=mdlUpdate(t,x,u,Tls)
2 F = u(1); % Disturbio en instante k-1
3 Fi = u(2); % Señal de control en instante k-1
4
5 %Capa superior
6 %LSSO: Calculo de entrada de regimen permanente optima
7 Uin = Fi;
8 w = F;
9
10 Lu = 0.003500; % Flujo minimo de iniciador
11 Uu = 0.033566; % Flujo maximo de iniciador
12 A = [];
13 C = [];
14 Aeq = [];
15 Ceq = [];
16
17 options = optimoptions('fmincon','TolFun',1e-12,'Display','off');
18 % Restriccion para 20.000 <= NAMW
19 nonlcon = @(uss)LSSO_NonConst_Ex(uss,w);
20 JE = @(uss)LSSO_myfun_Ex(uss);
21 % Calculo valor optimo
22 ussL = fmincon(JE,Uin,A,C,Aeq,Ceq,Lu,Uu,nonlcon,options);
23 yssL = LSSO_Yss(ussL,w); %u(k)
24
25 % Actualizacion de estados de tiempo discreto
```

```
26 sys = [ussL;yssL]; % Actualizacion del estado discreto
```

A.1.2. Capa lineal SSTO

```
1 function sys=mdlUpdate(t,x,u,Hs,Tss)
2 ussL = u(1);
3 yssL = u(2);
4 F = u(3); % Disturbio en instante k
5 Fi = u(4); % Senal de control en instante k-1
6
7 % Calculo de la matriz de linealizacion sucesiva
8 Hss = eval(Hs);
9
10 % CALCULO DE LA CAPA SSTO
11 % Minimizar la funcion de costo JE = -uss
12 % Se usa linprog, que minimiza f'x tal que
13 % Ax <= b
14 % lb <= x <= ub
15 % Para este caso, x = uss
16 % yss-ysst = Hss*(uss-usst)
17 % Hss*uss -Hss*usst +ysst >= yssmin equivale
18 % -Hss*uss <= -(yssmin-ysst) -Hss*usst
19 % Con lo que A = -Hss y b = -(yssmin-ysst) -Hss*usst
20 % f' = -uss
21 ff = -1;
22 A = -Hss;
23
24 Yssmin = 20000; % De las condiciones del problema
25 Dyssmin = Yssmin-yssL;
26 b = -Dyssmin -(Hss*Fi);
27
28 Ussmin = 0.003500; % Flujo minimo de iniciador
29 Ussmax = 0.033566; % Flujo maximo de iniciador
30 lb2 = Ussmin;
31 ub2 = Ussmax;
32
33 options = optimoptions('linprog','TolFun',1e-6,'Display','off');
34 ussT = linprog(ff,A,b,[],[],lb2,ub2,[],options);
35 yssT = Hss*(ussT-Fi) + yssL;
36 sys = [Hss;ussT;yssT];
```

A.1.3. calculo de H

El calculo de $H(k)$ en base a la jacobiana de la función no lineal que representa la dinámica del reactor.

```

1  % Modelo linealizado
2  syms x1 x2 Fi F x3 x4 x
3  f = [10*(6-x1)-2.4568*x1*sqrt(x2); ...
4      80*Fi - (0.10225+10*F)*x2;...
5      0.0024121*x1*sqrt(x2)+0.112191*x2-10*x3;...
6      245.978*x1*sqrt(x2)-10*x4];
7  y = x4/x3;
8  x = [x1,x2,x3,x4];
9  u = [F,Fi];
10 % u = [Fi,F];
11 As = jacobian(f,x);
12 Bs = jacobian(f,u);
13 Cs = jacobian(y,x);
14 Ds = jacobian(y,u);
15
16 % Valor estados x (punto de operacion)
17 x2o = 80*Fi./(0.10225+10*F);
18 x1o = 6./(1+0.24568.*sqrt(x2o));
19 x3o = (0.0024121*x1o.*sqrt(x2o)+0.112191*x2o)/10;
20 x4o = 24.5978*x1o.*sqrt(x2o);
21 Namwb = x4/x3;
22 Ase = subs(As,{x1,x2,x3,x4},{x1o,x2o,x3o,x4o});
23 Bse = subs(Bs,{x1,x2,x3,x4},{x1o,x2o,x3o,x4o});
24 Cse = subs(Cs,{x1,x2,x3,x4},{x1o,x2o,x3o,x4o});
25 Dse = subs(Ds,{x1,x2,x3,x4},{x1o,x2o,x3o,x4o});
26
27 Hs = Cse*inv(-Ase)*Bse(:,2); % Ganancia en regimen permanente
28 % Valor Entradas (punto de operacion)
29 Fi = 0.02;
30 F = 1.25;
31
32 Hs0 = eval(Hs);

```

A.2. Diagrama de simulación desarrollado

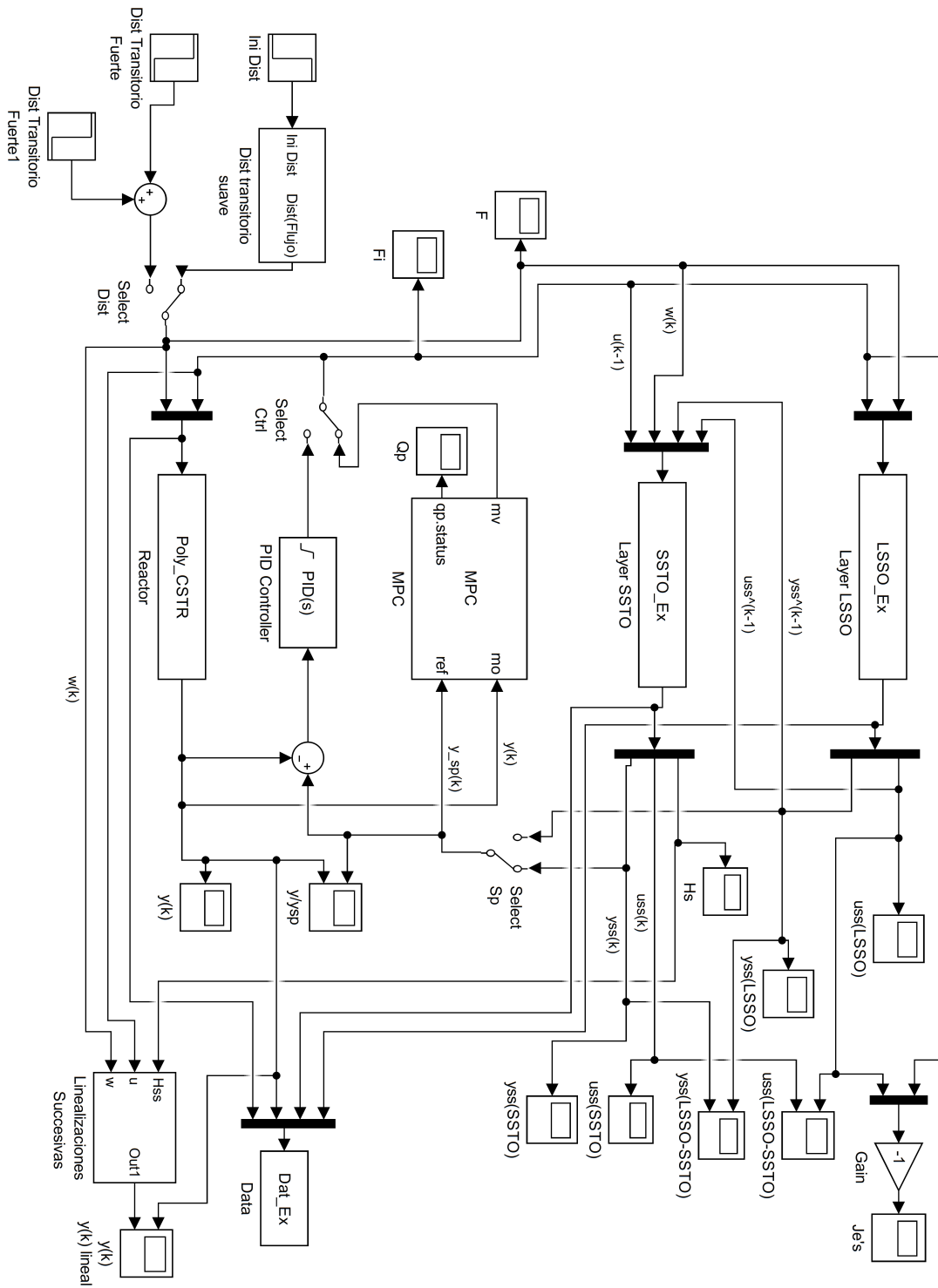


Figura A.1: Diagrama Simulink ejemplo de reactor

Anexo B

Modelamiento de una columna de destilación de metanol-agua en Aspen HYSYS

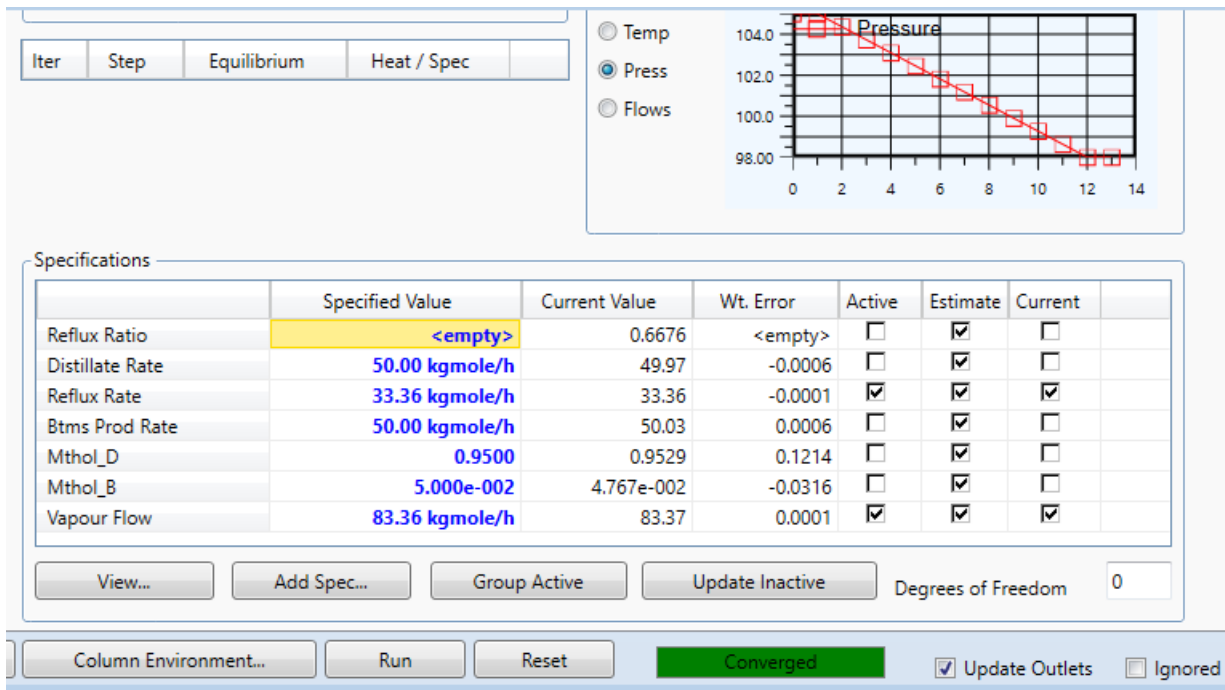


Figura B.1: Parámetros columna destilacion HYSYS





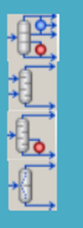
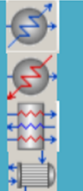

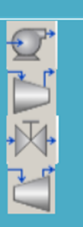

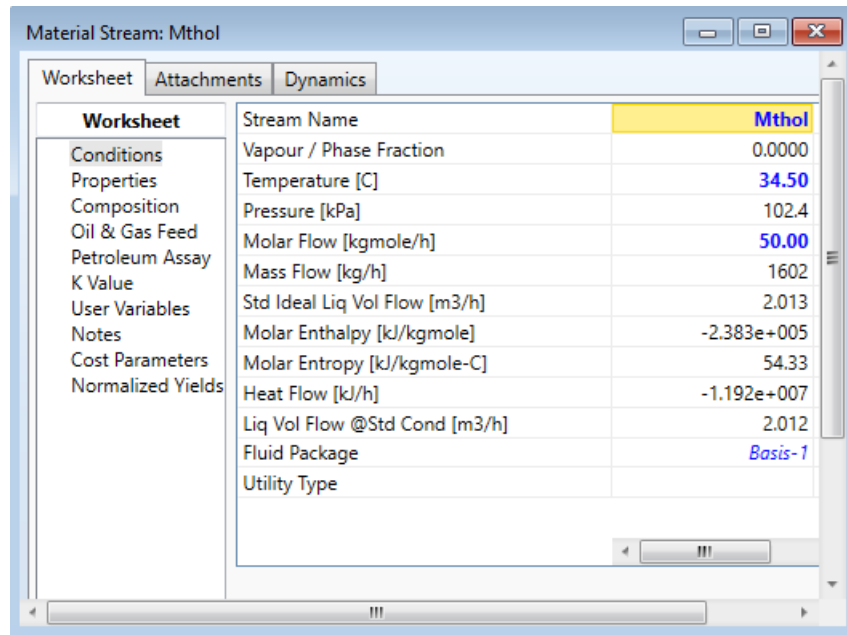
ICONO	TIPO DE OPERACIONES	NOMBRE	DESCRIPCION
	Mezcladores y divisiones	<ul style="list-style-type: none"> Mixer Tee 	<ul style="list-style-type: none"> Mezcla de corrientes. División de corrientes.
	Intercambio de calor	<ul style="list-style-type: none"> Component Splitter 	<ul style="list-style-type: none"> Separador de componentes con dos salidas
	Separadores flash	<ul style="list-style-type: none"> Separator 3-Phase Separator Tank 	<ul style="list-style-type: none"> Alimentación múltiple, una corriente vapor y una líquida como producto. Alimentación múltiple, una corriente vapor y dos líquida como producto. Alimentación múltiple, una corriente líquida como producto.
	Destilación (método abreviado)	<ul style="list-style-type: none"> Shortcut Column 	<ul style="list-style-type: none"> Diseño con el método Fenske-Underwood
	Separación multietapa (simulación basada en datos de equilibrio)	<ul style="list-style-type: none"> Column 	<ul style="list-style-type: none"> Separación multifásica genérica, incluyendo absorción, desorción, destilación y extracción líquido-líquido. Es posible añadir secciones de columna y recirculaciones adicionales. Todos los modelos (aplicaciones en refino de petróleo) soportan dos o tres fases así como reacciones químicas.
	Intercambio de calor	<ul style="list-style-type: none"> Cooler/Heater Heat Exchanger Lng 	<ul style="list-style-type: none"> Calentamiento o refrigeración. Intercambio de calor entre dos corrientes de proceso. Intercambio de calor entre varias corrientes.
	Reactores	<ul style="list-style-type: none"> Conversión Reactor Equilibrium Reactor Gibbs Reactor CSTR PFR 	<ul style="list-style-type: none"> Se especifica la conversión. Reacción de equilibrio. Equilibrio químico multifásico (no se requiere la estequiometría). CSTR. PFR.
	Bombas, compresores y turbinas	<ul style="list-style-type: none"> Pump Compressor Expander Valve 	<ul style="list-style-type: none"> Bomba o turbina hidráulica Compresor Turbina Válvula adiabática
	Tuberías	<ul style="list-style-type: none"> Pipe Segment 	<ul style="list-style-type: none"> Tubería con flujo monofásico o multifásico con transmisión de calor

Figura B.2: Operaciones unitarias presentes en Aspen HYSYS. Tomado de [7]

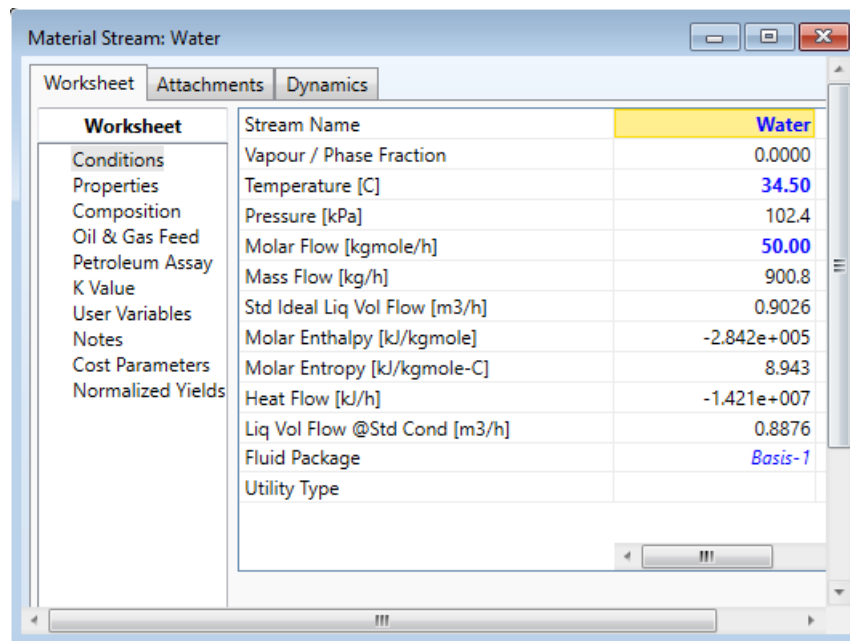
Anexo B. Modelamiento de una columna de destilación de metanol-agua en Aspen HYSYS



Material Stream: Mthol

Worksheet	Stream Name	Mthol
Conditions	Vapour / Phase Fraction	0.0000
Properties	Temperature [C]	34.50
Composition	Pressure [kPa]	102.4
Oil & Gas Feed	Molar Flow [kgmole/h]	50.00
Petroleum Assay	Mass Flow [kg/h]	1602
K Value	Std Ideal Liq Vol Flow [m3/h]	2.013
User Variables	Molar Enthalpy [kJ/kgmole]	-2.383e+005
Notes	Molar Entropy [kJ/kgmole-C]	54.33
Cost Parameters	Heat Flow [kJ/h]	-1.192e+007
Normalized Yields	Liq Vol Flow @Std Cond [m3/h]	2.012
	Fluid Package	Basis-1
	Utility Type	

Figura B.3: Configuraciones Flujo de Methanol HYSYS



Material Stream: Water

Worksheet	Stream Name	Water
Conditions	Vapour / Phase Fraction	0.0000
Properties	Temperature [C]	34.50
Composition	Pressure [kPa]	102.4
Oil & Gas Feed	Molar Flow [kgmole/h]	50.00
Petroleum Assay	Mass Flow [kg/h]	900.8
K Value	Std Ideal Liq Vol Flow [m3/h]	0.9026
User Variables	Molar Enthalpy [kJ/kgmole]	-2.842e+005
Notes	Molar Entropy [kJ/kgmole-C]	8.943
Cost Parameters	Heat Flow [kJ/h]	-1.421e+007
Normalized Yields	Liq Vol Flow @Std Cond [m3/h]	0.8876
	Fluid Package	Basis-1
	Utility Type	

Figura B.4: Configuraciones Flujo de Agua HYSYS

Material Streams									
	Feed	D	B	Reflux	ToCond	ToReb			
Vapour Fraction	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	1,0000	0,0000			
Temperature C	34,50	63,80	100,6	63,78	64,66	84,08			
Pressure kPa	102,4	95,82	130,8	95,82	97,00	105,0			
Molar Flow kgmole/h	100,0	50,15	49,83	33,36	83,55	133,3			
Mass Flow kg/h	2503	1571	929,1	1045	2618	2715			
Liquid Volume Flow m3/h	2,916	1,963	0,9494	1,306	3,272	2,904			
Heat Flow kJ/h	-2,613e+007	-1,190e+007	-1,380e+007	-7,915e+006	-1,682e+007	-3,628e+007			
	Vapour	R0	R1	V1	ToReb1				
Vapour Fraction	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000				
Temperature C	99,53	63,80	63,81	100,6	84,08				
Pressure kPa	106,2	95,82	110,9	130,8	130,8				
Molar Flow kgmole/h	83,37	33,36	33,36	83,37	133,2				
Mass Flow kg/h	1786	1045	1045	1786	2715				
Liquid Volume Flow m3/h	1,955	1,306	1,306	1,955	2,904				
Heat Flow kJ/h	-1,906e+007	-7,915e+006	-7,915e+006	-1,906e+007	-3,628e+007				

Figura B.5: Información de flujo en HYSYS

Anexo C

Procedimiento de diseño de control jerárquico con optimización

C.1. Código de diseño de control MPC

```
1 clear all
2 close all
3 clc
4
5 % Plant data
6 load('ColSysIdent_v6t1_RVFxf.mat');
7
8 [A,B,C,D] = ssdata(ssd);
9 x0 = x0d;
10
11 %% MPC control configuration data
12 load('CtrlMPC_RVFxf.mat')
13
14 % create MPC controller object with sample time
15 mpc1 = mpc(ssd_C, 1);
16 % specify prediction horizon
17 mpc1.PredictionHorizon = 20;
18 % specify control horizon
19 mpc1.ControlHorizon = 5;
20 % specify nominal values for inputs and outputs
21 mpc1.Model.Nominal.U = [33.3634;83.3634;100;0.5];
22 mpc1.Model.Nominal.Y = [0.9527;0.0457];
23 % specify scale factors for inputs and outputs
24 mpc1.MV(1).ScaleFactor = 2;
25 mpc1.MV(2).ScaleFactor = 2;
26 mpc1.DV(2).ScaleFactor = 0.1;
27 mpc1.OV(1).ScaleFactor = 0.1;
```

```
28 mpc1.OV(2).ScaleFactor = 0.1;
29 % specify constraints for MV and MV Rate
30 mpc1.MV(1).Min = 13.3634;
31 mpc1.MV(1).Max = 53.3634;
32 mpc1.MV(2).Min = 63.3634;
33 mpc1.MV(2).Max = 103.3634;
34 % specify constraints for OV
35 mpc1.OV(1).Min = 0.95;
36 mpc1.OV(1).Max = 1;
37 mpc1.OV(2).Min = 0;
38 mpc1.OV(2).Max = 0.05;
39 % specify weights
40 mpc1.Weights.MV = [0 0];
41 mpc1.Weights.MVRate = [0.1 0.1];
42 mpc1.Weights.OV = [1 1];
43 mpc1.Weights.ECR = 100000;
44 % specify overall adjustment factor applied to estimation
45 % model gains
46 alpha = 1.0471;
47 % adjust default output disturbance model gains
48 setoutdist(mpc1, 'model', getoutdist(mpc1)*alpha);
49 % adjust default measurement noise model gains
50 mpc1.Model.Noise = mpc1.Model.Noise/alpha;
51 % specify simulation options
52 options = mpcsimopt();
53 options.MVSignal = mpc1_MVSignal;
54 options.RefLookAhead = 'off';
55 options.MDLookAhead = 'off';
56 options.Constraints = 'on';
```