



Institución Universitaria

**Metodología de ajuste de un  
controlador predictivo no lineal  
basado en modelo con sistema de  
inferencia borrosa Takagi Sugeno y  
conjuntos borrosos  
multidimensionales orientado al  
control de procesos químicos no  
lineales**

**Jairo Alonso Palacio Morales**

Instituto Tecnológico Metropolitano

Facultad de ingenierías

Medellín, Colombia

2017



Institución Universitaria

# **Metodología de ajuste de un controlador predictivo no lineal basado en modelo con sistema de inferencia borrosa Takagi Sugeno y conjuntos borrosos multidimensionales orientado al control de procesos químicos no lineales**

**Jairo Alonso Palacio Morales**

Tesis de investigación presentada como requisito parcial para optar al título de:

**Magister en Automatización y Control Industrial**

Director:

Ph. D. (c) M. Sc. Jhon Alexander Isaza Hurtado

Codirector:

Ph. D., M. Sc. José Fernando García Tirado

Línea de Investigación:

Automatización y Control Industrial

Instituto Tecnológico Metropolitano

Facultad de Ingenierías

Medellín, Colombia

2017

## *Dedicatoria*

*A mi familia por su fortaleza y  
acompañamiento.*

*Especialmente a mis padres, Marta y  
Hernán por su continuo y desinteresado  
apoyo y cariño.*

*A mi hijo, Jerónimo, por ser mi  
motivación más grande.*

*A mis amigos y compañeros por su  
apoyo en este proyecto de vida que me  
he propuesto.*

## **Agradecimientos**

A mi director, Dr. (C) Jhon Alexander Isaza Hurtado por su especial entrega y su infinita paciencia, con sus valiosos aportes trazó el camino para lograr la terminación de esta maravillosa experiencia.

A mi codirector, Dr. José Fernando García Tirado por sus valiosas pautas. Al Instituto Tecnológico Metropolitano - ITM, por brindarme el espacio para formarme académica y espiritualmente.

**NOTA DE ACEPTACIÓN**

---

---

---

---

Firma  
Nombre:  
Presidente de Jurado

---

Firma  
Nombre:  
Jurado

---

Firma  
Nombre:  
Jurado

# Contenido

	Pág.
<b>Contenido</b> .....	<b>vi</b>
<b>Lista de tablas</b> .....	<b>10</b>
<b>Lista de Símbolos y Abreviaturas</b> .....	<b>12</b>
<b>Resumen</b> .....	<b>14</b>
<b>Abstract</b> .....	<b>16</b>
<b>Introducción</b> .....	<b>17</b>
<b>1. Caracterización de los controles basados en modelo</b> .....	<b>20</b>
1.1 Contextualización .....	20
1.2 Definición de estrategias de control predictivo MPC y NMPC .....	23
1.2.1 FC y Parámetros Sintonizables.....	25
1.2.2 Modelo de Predicción .....	27
1.2.3 Optimizador .....	29
1.3 Modelado por medio de sistemas de inferencia borrosa (SIB).....	32
1.3.1 Sistema de inferencia borrosa SIB T-S con CBMD .....	36
1.4 Introducción a la sintonización de los MPC y NMPC .....	37
1.4.1 Sintonización fuera de línea.....	41
1.4.2 Sintonización en línea.....	43
1.4.3 Sintonización con técnicas de respuesta temporal.....	45
1.4.4 Sintonización con métodos de optimización .....	49
1.5 Resumen .....	57
<b>2. Metodología para la sintonización de MPC y NMPC</b> .....	<b>58</b>
2.1 Etapa 1: Identificación del SIB T-S con CBMD .....	59
2.2 Etapa 2: Sintonización del NMPC .....	65
2.3 Resumen .....	70
<b>3. Evaluación de metodología para la sintonización del NMPC con SIB T-S y CBMD</b> .....	<b>73</b>
3.1 Caso de estudio: Tanque reactor continuamente agitado CSTR .....	74
3.2 Caso de estudio: Proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar.....	96
3.3 Resumen .....	114

<b>4. Conclusiones y trabajos futuros .....</b>	<b>115</b>
4.1 Conclusiones .....	115
4.2 Trabajos futuros.....	117
<b>Bibliografía.....</b>	<b>119</b>

## Lista de figuras

	Pág.
<b>Figura 1-1:</b> Estructura básica de un MPC .....	21
<b>Figura 1-2:</b> Diagrama de flujo del OER utilizado por (Isaza & Alvarez, 2011a; Isaza, 2012b) .....	31
<b>Figura 1-3:</b> Elementos de conformación de un SIB .....	32
<b>Figura 1-4:</b> Estructura básica de un NMPC con SIB T-S y CBMD.....	37
<b>Figura 1-5:</b> Taxonomía general para la sintonización de un MPC y un NMPC .....	38
<b>Figura 1-6:</b> Investigaciones desarrolladas por diversos autores sobre la sintonización de parámetros de los MPC y los NMPC en los últimos 40 años.....	41
<b>Figura 1-7:</b> Diagrama de flujo de sintonización offline de un NMPC con técnicas de respuesta temporal .....	49
<b>Figura 1-8:</b> Diagrama de flujo de sintonización offline de un NMPC utilizando métodos de optimización desarrollado por diversos autores .....	52
<b>Figura 1-9:</b> Estructura general de funcionamiento del algoritmo PSM.....	55
<b>Figura 2-1:</b> Etapas de la metodología de sintonización de un NMPC.....	59
<b>Figura 2-2:</b> Estructura de búsqueda con PSM de los valores para la sintonización del SIB T-S con CBMD.....	64
<b>Figura 2-3:</b> Estructura de búsqueda con PSM de los valores para la sintonización del NMPC con CBMD.....	70
<b>Figura 3-1:</b> Representación de un Tanque Reactor Continuamente Agitado CSTR .....	75
<b>Figura 3-2:</b> Simulación del modelo utilizando MATLAB.....	78
<b>Figura 3-3:</b> Señales de entrada persistentemente excitantes (datos de identificación): Flujo de entrada del reactivo (Superior), Flujo de entrada de la chaqueta (inferior) .....	80
<b>Figura 3-4:</b> Señales de entrada persistentemente excitantes (datos de Validación): Flujo de entrada del reactivo (Superior), Flujo de entrada de la chaqueta (inferior) .....	80



<b>Figura 3-5:</b> Comportamiento de los estados concentración CA (superior), temperatura del reactor T (centro), temperatura de la chaqueta Tj (inferior) con datos de identificación ...	81
<b>Figura 3-6:</b> Comportamiento de los estados CA (superior), temperatura del reactor T (centro), temperatura de la chaqueta Tj (inferior), con datos de validación .....	81
<b>Figura 3-7:</b> Evolución de número de regresores CA, T, Tj, F, Fj con el algoritmo PSM...	85
<b>Figura 3-8:</b> Comparación de datos reales y hallados con SIB T-S para el número de conjuntos borrosos con regresores sintonizados con valores óptimos .....	86
<b>Figura 3-9:</b> Evolución de parámetros de sintonización P, $\alpha$ , $\beta$ y $\Gamma$ con algoritmo PSM ....	90
<b>Figura 3-10:</b> Comparación de respuesta del NMPC con SIB T-S con CBMD sintonizado con diversas propuestas caso CSTR .....	91
<b>Figura 3-11:</b> Comparación de esfuerzos del EFC para caso CSTR .....	94
<b>Figura 3-12:</b> Esquema de tratamiento de jugo de caña de azúcar y etapa de alcalinizado .....	97
<b>Figura 3-13:</b> Esquema general del tratamiento de jugo de caña de azúcar y etapa de alcalinizado del jugo de caña para el control de pH .....	98
<b>Figura 3-14:</b> Señales de entrada persistentemente excitantes de identificación (Superior) y validación (inferior) del flujo de jugo .....	100
<b>Figura 3-15:</b> Señales de entrada persistentemente excitantes de identificación (Superior) y validación (inferior) del pH del jugo .....	101
<b>Figura 3-16:</b> Comportamiento de los estados electro neutralidad, anión último, pH del jugo con datos de identificación .....	101
<b>Figura 3-17:</b> Comportamiento de los estados electro neutralidad, anión último, pH del jugo con datos de validación.....	102
<b>Figura 3-18:</b> Evolución de parámetros de regresores pH, Fc, Fj, pH1, pH2 con el algoritmo PSM .....	104
<b>Figura 3-19:</b> Comparación de datos reales y hallados con SIB T-S para el número de conjuntos borrosos con regresores sintonizados con valores óptimos .....	106
<b>Figura 3-20:</b> Evolución de parámetros de sintonización P, $\alpha$ , $\beta$ con algoritmo PSM.....	109
<b>Figura 3-21:</b> Comparación de respuesta del NMPC con SIB T-S con CBMD sintonizado con diversas propuestas caso de estudio alcalinización de jugo de caña de azúcar.....	113

## Lista de tablas

<b>Tabla 1-1:</b> Propuestas de algunos autores para la sintonización de los MPC.....	22
<b>Tabla 1-2:</b> Ecuaciones matemáticas para sintonización del horizonte de predicción P propuesta por algunos autores .....	46
<b>Tabla 1-3:</b> Ecuaciones matemáticas para sintonización del horizonte de control M propuesta por algunos autores .....	47
<b>Tabla 1-4:</b> Ecuaciones matemáticas para sintonización de los pesos $\alpha$ , $\beta$ propuesta por algunos autores .....	48
<b>Tabla 3-1:</b> Valores de variables del modelo CSTR .....	77
<b>Tabla 3-2:</b> Variables de entrada y salida del proceso .....	79
<b>Tabla 3-3:</b> Intervalo de unidades de ingeniería para la normalización de las variables del proceso CSTR .....	82
<b>Tabla 3-4:</b> Variables de entrada y salida del proceso .....	87
<b>Tabla 3-5:</b> Índices de desempeño de los controladores simulados para el caso de estudio CSTR.....	95
<b>Tabla 3-6:</b> Valores de sintonización de metodología propuesta y otras metodologías ....	96
<b>Tabla 3-7:</b> Intervalo de unidades de ingeniería para la normalización de las variables del proceso de alcalinización del jugo de caña de azúcar.....	99
<b>Tabla 3-8:</b> Intervalo de unidades de ingeniería para la normalización de las variables del proceso de alcalización de jugo de caña de azúcar .....	103
<b>Tabla 3-9:</b> Valores de sintonización para el SIB T-S y CBMD caso dos .....	105
<b>Tabla 3-10:</b> Variables de entrada y salida del proceso .....	106

**Tabla 3-11:** Índices de desempeño de los controladores simulados para el caso de estudio alcalinización del jugo de caña de azúcar..... 113

## Lista de Símbolos y Abreviaturas

<b>Abreviatura</b>	<b>Significado</b>
<i>ACO</i>	Optimización por colonia de hormigas. Autómata programable
<i>AP</i>	Conjuntos borrosos multidimensionales
<i>CBMD</i>	Conjuntos borrosos unidimensionales
<i>CBUD</i>	Tanque reactor continuamente agitado
<i>CSTR</i>	
<i>DMC</i>	Control dinámico matricial
<i>EFC</i>	Elemento final de control
<i>ES</i>	Estrategias evolutivas
<i>FIR</i>	Finite Impulse Response (Respuesta a impulso infinito)
<i>FC</i>	Función de Costo
<i>GA</i>	Algoritmos genéticos
<i>GPC</i>	Control predictivo generalizado
<i>IAE</i>	Integral del valor absoluto del error
<i>ICE</i>	Integral del error cuadrático
<i>ITAE</i>	Integral del valor absoluto del error ponderado en el tiempo
<i>M</i>	Horizonte de control
<i>MISO</i>	Procesos de múltiples entradas y una salida

<i>MOFDM</i>	Algoritmos Fuzzy de toma de decisiones multi objetivo (MOFDM)
<i>MPC</i>	Model Predictive Control (Controlador predictivo basado en modelo)
<i>MSBF</i>	Modelo semifísico de base fenomenológica
<i>NMPC.</i>	Nonlinear Model Predictive Control (Controlador predictivo no lineal basado en modelo)
<i>OER.</i>	Optimización por enumeración restringida
<i>PSO</i>	Optimización por enjambre de partículas
<i>SB.</i>	Sistema borroso
<i>SIB T-S.</i>	Sistema de inferencia Borrosa Takagi Sugeno
<i>SISO.</i>	Single in Single Out (Simple entrada simple salida)
$\alpha$	Peso alfa asociado a la FC
$\beta$	Peso beta asociado a la FC
$\Gamma$	Peso Gamma asociado a la FC

## Resumen

Los controles predictivos basados en modelo no lineales (NMPC, por su sigla en inglés), son considerados dentro de las estrategias de control avanzado como una alternativa recomendada para aplicaciones de control no lineal.

Los NMPC presentan ventajas tales como la versatilidad en los modelos de predicción utilizados y la consideración de restricciones entre otras. Sin embargo aunque existen planteamientos de sintonización de estrategias MPC con diversas representaciones de modelos de predicción. Muchos de estas propuestas son basadas en aproximaciones experimentales que requieren un numero indefinido de combinaciones y un alto costo computacional para hallar los parametros de sintronzación adecuados. Es por esta razón que es notoria la ausencia de propuestas para la sintonización de estrategias NMPC con modelos que permitan la reproducción de la dinámica por medio de reglas que emulen el lenguaje del ser humano.

Con el ánimo de profundizar en el campo de las investigaciones en técnicas de control avanzado con aplicaciones en el ámbito industrial del sector químico, este trabajo propone una metodología para la sintonización de los parámetros de una técnica de control como los NMPC aplicado en el control de procesos químicos no lineales, con el propósito de facilitar la etapa de determinación de los valores de ajuste de este tipo de controles.

En el primer capítulo de este trabajo se efectúa la caracterización general de los NMPC, su relación con el modelado de sistemas de inferencia borrosa Takagi Sugeno (SIB T-S) y los diversos métodos generales de sintonización propuestos para esta estrategia de control. En el segundo capítulo se propone la metodología para la sintonización de un NMPC con SIB T-S y conjuntos borrosos multidimensionales (CBMD) basada en la técnica de optimización PSM con el que se desarrolla una primera etapa enfocada en determinar los parámetros adecuados para el SIB T-S con CBMD para la identificación del

modelo a utilizar por el controlador y una segunda etapa que permite la búsqueda de los parámetros propios del controlador P, M y los pesos  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\Gamma$ .

En el capítulo final se realiza la evaluación del comportamiento y desempeño de los NMPC sintonizados con la propuesta metodológica planteada y se compara con sintonizaciones desarrolladas con otras estrategias aplicadas a casos de estudio como el control de la concentración de un reactivo en un tanque reactor continuamente agitado CSTR y el control de pH en la elaboración de jugo de caña de azúcar.

Se determinan los resultados de la herramienta propuesta por medio de criterios de índice de desempeño como el integral del error cuadrático para el modelo y el integral del error cuadrático por el tiempo para el comportamiento del NMPC, con los cuales se busca el menor valor para determinar el mejor comportamiento en ambos casos. Lo anterior permite determinar una alternativa en lo que se refiere al control de variables con fuerte no linealidad en los cuales las técnicas de control con mayor aceptación como los PID presentan dificultades para el trabajo con dinámicas complejas.

**Palabras clave:** Sistema de inferencia borrosa Takagi Sugeno, Control predictivo no lineal basado en modelo (NMPC), Control basado en optimización y modelos predictivos, Control de procesos no lineales, Identificación y modelación de procesos.

## Abstract

Nonlinear Model Predictive Controls (NMPC) is considered within advanced control strategies as a recommended alternative for non-linear control applications.

They present advantages such as versatility in the prediction models used and the consideration of restrictions among others. With the aim of investigating where the advanced control techniques present applicability in the industrial field of the chemical sector, this work presents the methodological proposal for the tuning of the parameters of a control technique such as the NMPC, applied in the control of nonlinear chemical processes, with the intention of facilitating the stage of determination of the adjustment values of these types of controls.

In the first stage of this work the general characterization of the NMPC and their relationship with the Takagi Sugeno (SIB T-S) fuzzy inference modeling model is presented. In the second stage, general methods of tuning the NMPC are determined and the methodology for the tuning of an NMPC with SIB T-S and multidimensional fuzzy sets (CBMD) is proposed. In the final stage the evaluation of the behavior and performance of NMPC tuned with the proposed methodological proposal is made in comparison with tunings developed with other strategies applied to case studies, such as the control of the concentration of a reactant in a continuously stirred reactor tank CSTR and pH control in the elaboration of sugarcane juice, with the objective of determining the results of the proposed tool with regard to the control of variables with strong nonlinearity in which the control techniques with greater acceptance, such as PIDs, present difficulties for dealing with complex dynamics.

**Keywords:** Takagi Sugeno Fuzzy Inference System, Nonlinear Model Predictive Control (NMPC), Model Predictive and Optimization-based Control, Nonlinear Process Control, Process modeling and identification.



## Introducción

Actualmente la productividad y competitividad en diversos sectores económicos se refleja en la calidad de los productos ofertados en los mercados. El éxito obtenido en la elaboración de los productos es asociado a la implementación de sistemas de medición y control en los procesos industriales (Domingues, Takahashi & Camara, 2012; Rieger, 2010). Existen procesos en los que se genera la necesidad de incorporar estrategias de control diferentes a los tradicionales PID por su comportamiento no lineal. Por esta razón, las estrategias de Control Predictivo Basados en Modelo (MPC por sus siglas en inglés) se presentan como alternativas para el control en aplicaciones como la elaboración de productos farmacéuticos, el tratamiento de aguas residuales, sistemas de potencia, estudios biotecnológicos y aplicaciones en procesos químicos entre otros casos (Shabani, Sedigh & Salahshoor, 2010; Syafii, Tadeo & Martínez, 2009).

Las estrategias de control predictivo basado en modelo hacen parte de las tendencias de control avanzado que necesitan de los modelos dinámicos del proceso para su funcionamiento. Los MPC son conformados por dos partes, la primera es el elemento predictor o modelo el cual se vincula con la segunda parte que es el optimizador encargado de la selección de la acción de control adecuada. La importancia de los modelos utilizados en los MPC se debe a que representan el comportamiento dinámico del sistema prediciendo los cambios en las variables internas (variables de estado) que permiten la generación de la salida adecuada por parte del optimizador del MPC. Los procesos pueden ser representados por modelos fenomenológicos o caja blanca, empíricos o caja negra y semifísicos o caja gris.

Generalmente los modelos de caja blanca o fenomenológicos contienen de forma implícita toda la información del proceso, sin embargo al ser un modelo matemático en que se deben resolver múltiples ecuaciones diferenciales para cada tiempo de muestreo, pueden presentarse problemas de convergencia rápida reflejados en una excesiva carga

computacional. Debido a la importancia que presentan tanto el modelo como el algoritmo de optimización para la disminución de una alta carga computacional se hace necesario la implementación de una estrategia de modelado que genere una menor carga computacional para los sistemas que presenten alto número de estados. Existe la posibilidad de representar el modelo por medio de los Sistemas de Inferencias Borrosas Takagi Sugeno (SIB T-S) que evitan problemas de iteración a razón de su estructura algebraica entregando variables de salida por medio de un mapeo de las variables de entrada. Lo anterior puede ser complementado con los conjuntos borrosos multidimensionales (CBMD) que minimizan la incertidumbre de modelado (Alvarez & Peña, 2004; Garriga & Soroush, 2010) y con un método de optimización enumerativo directo para la búsqueda del valor óptimo a generar. Para la implementación de los MPC, se requiere realizar la etapa de sintonización que es de gran importancia para el buen desempeño del controlador.

Por lo tanto, han sido desarrolladas diversas investigaciones sobre el tema de herramientas para la sintonización de MPC durante los últimos 30 años presentadas en el artículo de revisión (Garriga & Soroush, 2010) y de forma individual en (Ammar, 2016; Genceli & Nikolaou, 1993; Gholaminejad, Khaki-Sedigh & Bagheri, 2016; Huusom, Poulsen, Jorgensen & Jorgensen, 2010; Maurath, Mellichamp & Seborg, 1988; Morari & Lee, 1999; Shah & Engell, 2011). Sin embargo, algunas de estas investigaciones presentan planteamientos experimentales por medio de ensayos de prueba y error, ejecutados según la experticia del diseñador. Otros por el contrario soportan la sintonización en ecuaciones obtenidas de la respuesta temporal de los sistemas, con las cuales el controlador presentara efectividad solo en un determinado punto de operación.

Aunque existen planteamientos para la sintonización de estrategias MPC con diversas representaciones de modelos de predicción, se observa la ausencia de planteamientos para la sintonización de estrategias NMPC con modelos que permitan la reproducción de la dinámica y el comportamiento del fenómeno por medio de reglas que emulen el lenguaje del ser humano como los SIB.T-S que evitan problemáticas de iteración.

Esta investigación se desarrolla con el propósito de determinar una metodología para la sintonización de un NMPC con SIB T-S y CBMD. Inicialmente se realiza la sintonización del número de conjuntos y de los regresores para la etapa del SIB T-S con CBMD que

permiten obtener el modelo de predicción aplicado al NMPC. Posteriormente el NMPC requiere la sintonización del horizonte de predicción  $P$ , el horizonte de control  $M$  y los pesos de la función objetivo cuadrática empleada para este caso. El documento se encuentra organizado de la siguiente manera: en el Capítulo 1 se realiza la caracterización de los métodos de sintonización para los MPC existentes, presentando la utilidad del modelado matemático por medio de SIB T-S y CBMD.

Posteriormente en el Capítulo 2 se desarrolla la propuesta metodológica de sintonización de un NMPC con SIB T-S y CBMD ejecutada en dos etapas, la metodología para la sintonización del SIB T-S con CBMD y la metodología para la sintonización del NMPC. En el Capítulo 3 se desarrolla la evaluación del comportamiento del NMPC sintonizado con propuestas de diversos autores en comparación con la metodología propuesta aplicada a dos casos de estudio: control de la concentración en un CSTR y el control de  $H$  en el proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar.

# 1. Caracterización de los controles basados en modelo

## 1.1 Contextualización

Para mejorar la calidad de los productos, la industria requiere sistemas de medición y control que deben intervenir en la manipulación de variables como temperatura, presión, volumen, flujo, nivel, las cuales son reconocidas como variables de alta importancia en los procesos industriales. En dichos procesos las variables presentan comportamientos no lineales que hacen de su control un reto para los especialistas de estas áreas en las industrias de sectores químicos, alimenticios, entre otros.

Para el control sobre procesos productivos no lineales se presentan diversas alternativas, sin embargo los MPC poseen características como su aplicabilidad en procesos con dinámicas simples y complejas. La facilidad de aplicación para los casos de sistemas multivariables y la compensación del retardo, lo hacen una alternativa interesante para procesos con características de no linealidad en el sector industrial (Allgöwer, Findeisen & Nagy, 2004; Álvarez, 2000a; Bordons, 2000) donde el mayor atractivo de este tipo de estrategias por encima de otras alternativas de control es la consideración de restricciones y de diversos tipos de modelo (Isaza, 2012a).

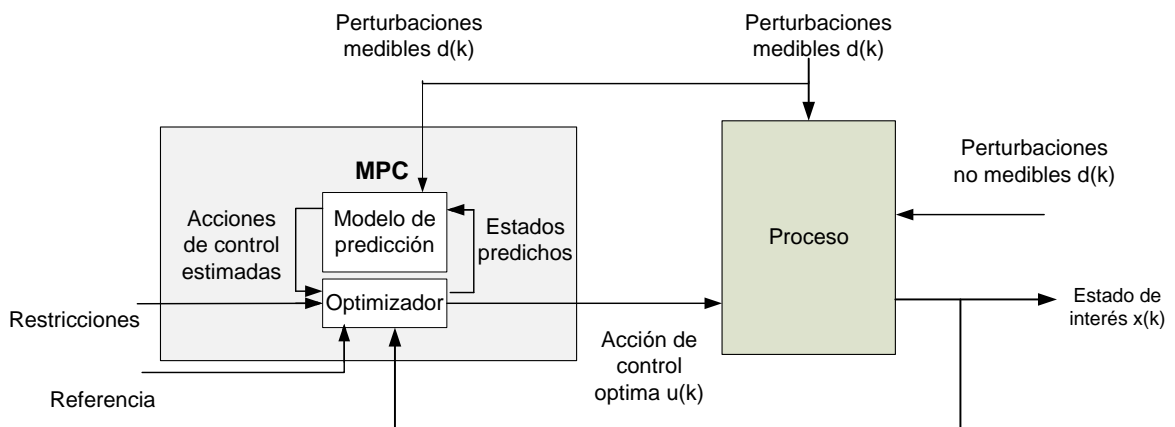
Estas estrategias de control emplean elementos de control como la prealimentación y la realimentación que permiten la flexibilidad en soluciones de control para las exigencias inicialmente mencionadas. La característica más relevante que hace sobresalir esta estrategia de control es la posibilidad de anexar restricciones del proceso con el objetivo de evitar condiciones dadas por la operación del mismo.

La inclusión de estas restricciones puede ser reflejada en la función de costo (FC) con la ponderación de los pesos que influyen en cada factor que la compone. Adicionalmente la predicción de comportamientos futuros partiendo de un modelo propio del proceso que permite tomar acciones de control anticipativas (Álvarez, 2000a; Camacho & Bordons, 1999; Morari & Lee, 1999) lo que permite también que sea destacada dentro de las estrategias de control no lineal..

En los MPC se utiliza un modelo de predicción para determinar la evolución de las variables sobre un horizonte de predicción previamente definido. La importancia del modelo de predicción hace de la búsqueda de alternativas que permitan la reproducción de la dinámica del sistema de forma adecuada un requisito para la implantación de esta estrategia de control.

Es por esto que la aparición de herramientas como los sistemas de inferencia borrosa se presentan como una alternativa para la representación de los sistemas y la creación del modelo de predicción. Dicho modelo de predicción en compañía del optimizador permiten el cálculo de una acción de control que se obtiene de minimizar la FC formada por elementos asociados al error, al esfuerzo de control y a la salida predicha como se muestra en la Figura 1-1 (Álvarez & Peña, 2004; Díez, Navarro & Sala, 2007; Pérez, 2010).

**Figura 1-1:** Estructura básica de un MPC



Fuente: Elaboración propia

Para las estrategias MPC se tienen diversas clasificaciones como: Dynamic Matrix Control (DMC) (Cutler, 1983), Quadratic Dynamic Matrix Control (QDMC) (Garcia & Morshedi, 1986), Generalized Predictive Control (GPC) (Clarke & Mohtadi, 1987), Shell Multivariable Optimizing Control (SMOC) (Marquis & Broustail, 1988), Model Predictive Control (MPC) y Nonlinear Model Predictive Control (NMPC) (Camacho & Bordons, 1999; Cannon & Kouvaritakis, 2001; Marquis & Broustail, 1988). Debido a la relevancia de las estrategias de control predictivo, algunos autores han planteado diversas propuestas para su sintonización de los MPC, como se plantea en la Tabla 1-1

**Tabla 1-1:** Propuestas de algunos autores para la sintonización de los MPC

Autor	Descripción	Sistemas de aplicación
(Banerjee & Shah, 1992)	Estos autores proponen procedimientos de sintonización para el horizonte de predicción, horizonte de control.	Debido a que sus parámetros de sintonización son calculados partiendo de las respuesta temporales de primer orden, Su aplicación es solo para sistemas lineales
(Shridhar & Cooper, 1998)		
(J.O. Trierweiler & Farina, 2003)	Estas sintonizaciones son basadas en respuestas temporales de lazo abierto para determinar la satisfacción del comportamiento de las especificaciones en lazo cerrado.	
(van den Boon & De Schutter, 2001)		

Fuente: Elaboración propia

Los planteamientos de otros autores que trabajan la sintonización de los MPC son tratados en el numeral 1.4, no obstante en los últimos años se tienen enfoques de sintonización para los NMPC (Lozano & Go, 2016; Tahir, Ohtsuka, & Shen, 2013; Vallerio, Van Impe, & Logist, 2014)

## 1.2 Definición de estrategias de control predictivo MPC y NMPC

Los MPC se consolidan como una estrategia de control en los años 70 basándose en los fundamentos del control óptimo (Lee & Markus, 1967).

Su versatilidad en cuanto a la integración de aspectos de otras teorías de control como la prealimentación, realimentación y el manejo de sistemas multivariables la hacen atractiva para aplicaciones industriales lineales y no lineales. Las características de funcionamiento de las estrategias MPC se enfocan en el modelo del proceso que permite realizar una predicción de los cambios de las variables, con el objetivo de minimizar la FC (Morari & Lee, 1999).

En la actualidad, existen diversas propuestas de controladores predictivos que presentan características propias (Limón, Alvarado & Camacho, 2008), clasificándose de la siguiente manera:

- **Dynamic Matrix Control (DMC):** es basado en el principio de superposición. Conociendo la respuesta del sistema frente a cambios en la variable manipulada y conociendo el comportamiento adecuado de la variable del proceso se puede obtener la señal del controlador que permita mantener el sistema en los márgenes deseados.

Utiliza una FC cuadrática donde se penaliza el esfuerzo de control. Su modelo de predicción es resultante de la respuesta del sistema ante una entrada escalón, limitando su aplicación a sistemas estables (Cutler, 1983).

- **Quadratic Dynamic Matrix Control (QDMC):** puede considerarse como una evolución del DMC al adicionar las restricciones que pueden ser clasificadas como restricciones duras y restricciones blandas. Las restricciones denominadas como blandas pueden tener la posibilidad de violarse por un periodo de tiempo determinado según la necesidad (García & Morshedi, 1986).

- **Generalized Predictive Control (GPC):** el modelo de predicción utilizado adiciona una perturbación modelada como ruido blanco. La forma de representación puede ser una función de transferencia discreta. Incorpora restricciones que generan resultados asociados a la estabilidad (Clarke & Mohtadi, 1987).

- Shell Multivariable Optimizing Control (SMOC): se apoya en representaciones en forma de modelos de caja gris, su diferencia con las demás propuestas es la utilización de modelos en espacio de estado a los cuales se adicionan observadores. Incorpora las perturbaciones y las restricciones que al igual que en los QDMC presentan una clasificación en la categoría de duras y blandas o flexibles para las cuales se tienen prioridades especiales (Marquis & Broustail, 1988).

El funcionamiento de un MPC se presenta de la siguiente forma: partiendo de un instante  $t$ , el MPC hace una predicción de la salida en  $P$  pasos adelante empleando el modelo del proceso. Las salidas predichas dependen de los valores conocidos de estados pasados, entradas, salidas y señales de control futuras halladas para cada política de control que presenta  $M$  acciones de control que no necesariamente son aplicadas en su totalidad al proceso. El optimizador se encarga de elegir de las políticas de control generadas una de ellas que se convierten en señales de control futuras. Cuando el controlador presenta un modelo de predicción no lineal o se encuentre bajo la presencia de restricciones no lineales se da la aplicación de los NMPC.

Los NMPC son alternativas de control que pueden definirse dentro de los MPC, en donde su modelo es no lineal y se consideran las restricciones de las variables y del proceso (Allgöwer et al. 2004; Ferramosca, Gruber, Limón & Camacho, 2013; Gruber & Bordons, 2007; Morari & Lee, 1999). La obtención de la acción de control por parte del NMPC, posee una alternativa en las técnicas enumerativas que han demostrado presentar resultados adecuados independientemente del costo computacional que exigen para su procesamiento (Álvarez, Lamanna, Vega & Revollar, 2009a; Álvarez, 2000a). En este tipo de técnicas enumerativas se realiza la solución de un sistema de ecuaciones diferenciales no lineales.

El desempeño del controlador depende de los parámetros de sintonía, por lo cual diversos autores se han dedicado durante los últimos 30 años al planteamiento de herramientas para la sintonización de las estrategias de control predictivo (Agarwal et al., 2007; Banerjee & Shah, 1992; Baric et al., 2005; Garriga & Soroush, 2010; Lozano & Go, 2016; McIntosh et al., 1989, 1991; Sánchez et al., 2004; Shridhar & Cooper, 1998; Tahir & Ohtsuka, 2014; Trierweiler & Farina, 2003; Vallerio et al., 2014; Van den Boom, 2001; Van der Lee et al., 2008; Yamashita, Zanin & Odloak, 2016), sin embargo se plantean



dificultades al momento de la sintonización de los parámetros del controlador como lo expresan Shridhar & Cooper (1998) quienes plantean un desarrollo por criterios empíricos.

Para la sintonización de las estrategias de control MPC y NMPC se propone una estructura general que se describe en la Figura 1-5, donde se plantean los aspectos generales en los cuales diversos autores se han basado para sus propuestas y serán referentes para el desarrollo investigativo del presente trabajo. Inicialmente la estructura general plantea una sintonización en línea en la cual es fundamental la actualización del modelo, que proporciona para cada instante una actualización de parámetros de sintonización. Esto no es necesario en la sintonización fuera de línea en la cual los parámetros se determinan en un momento independiente para posteriormente ser implantados en el controlador

Estructuralmente los MPC y los NMPC se presentan idénticos, su diferencia radica en el tipo de modelo utilizado como ya se planteó anteriormente y la forma en cómo se plantea el problema de optimización. Para comprender a fondo el comportamiento de este tipo de controladores a continuación se identifican los elementos constitutivos de la estrategia de control.

### **1.2.1 FC y Parámetros Sintonizables**

- **Función de Costo (FC)**

Es conocida como la función objetivo que hace parte del algoritmo de optimización. La FC indica el desempeño deseado del sistema por medio de la minimización o maximización de la función matemática que la describe, convirtiéndose en un índice de desempeño que determina la utilidad de la política de control. Generalmente esta expresión matemática debe ser minimizada para representar el hallazgo de cierta acción de control satisfactoria que se aplica en cada periodo de muestreo. Una de las FC más utilizadas en las estrategias de control predictivo es la representación cuadrática que cuenta con expresiones que describen las restricciones (Suárez, 1998). La estructura de la FC de un sistema de una entrada y una salida es extensivo a sistemas de múltiples entradas y múltiples salidas como lo determinan Espinosa & Vandewalle (1999).

Partiendo de los siguientes elementos:

$\hat{y}$ : Salida estimada.

$y_{ref}$ : Valor referencial de la salida.

$\Delta u(k+i-1)$ : Término asociado al cambio de la acción de control.

$\Delta \hat{y}(k+i/k)$ : Término asociado al cambio estimado de la salida predicha.

$\alpha$ : término de ponderación o valor de peso de asociado al error.

$\beta$ : término de ponderación o valor de peso asociado al cambio de la acción de control.

$\Gamma$ : término de ponderación o valor de peso asociado al cambio de la salida predicha.

$P_1, P_2, P_3$ : Términos asociados al horizonte inicial.

$M_1, M_2, M_3$ : Términos asociados al horizonte de control.

Los parámetros  $P_1, P_2, P_3, M_1, M_2$  y  $M_3$  dependen de la aplicación, que efectúan un escalado. Siempre deben cumplir que  $1 \leq P_i \leq M_i \leq P$ , con  $P$  el horizonte de predicción e  $i=\{1,2,3\}$ . Usualmente  $P_1, P_2$  y  $P_3$  se toman iguales a 1.0 mientras que  $M_1$  y  $M_3$  se toman iguales a  $P$  y  $M_2$  se hace igual al horizonte de control  $M$ .

La estructura del FC más empleada en los NMPC es la cuadrática que puede contar o no con restricciones que deben ser tenidas en cuenta al momento de ejecutar la optimización (Suárez, 1998). La forma representada en (1.1) es la formulación básica para plantas no lineales que han sido aplicadas de forma discreta en casos de estudio abordados en esta tesis (Isaza, 2012b).

$$FC[y(k), u(k)] = \sum_{\substack{i=P_1 \\ M_3}}^{M_1} \alpha_i \left( y_{ref}(k+i) - \hat{y}(k+i/k) \right)^2 + \sum_{i=P_2}^{M_2} \beta_i [\Delta u(k+i-1)]^2 + \sum_{i=P_3} \Gamma_i [\Delta \hat{y}(k+i/k)]^2 \quad (1.1)$$

$i/k$ : Salida  $k+i$  estimada en el instante de muestreo actual.

- **Horizonte de Predicción (P)**

Parámetro de sintonización que representa los pasos futuros en los cuales se realiza la predicción mediante el modelo de predicción. La predicción se realiza partiendo de un momento actual de muestreo y se replica a  $N$  pasos futuros. Estos pasos deben de conservar una dimensión cumpliendo que  $M < P$ .

- **Horizonte de Control ( $M$ )**

Parámetro de operación propio del NMPC que representa el número de momentos futuros en los cuales se puede presentar un cambio en la acción de control del modelo de predicción partiendo de un momento actual de muestreo.

- **Factores de Peso ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\Gamma$ )**

Son los coeficientes que permiten la penalización de los elementos que conforman la FC representada en (1.1). Los factores de peso se encargan de ponderar los costos asociados a cada término que conforman el FC. Cada uno de los términos presenta relación con los siguientes elementos. El factor  $\alpha$  es vinculado con la diferencia entre el valor de referencia para la salida  $y_{ref}$  y la salida estimada  $\hat{y}$ . El factor  $\beta$  es asociado con el cambio de la acción de control  $\Delta u(k+i-1)$  y el factor  $\Gamma$  es asociado con el cambio en el elemento estimado de la salida predicha  $\Delta \hat{y}(k+i/k)$ .

## 1.2.2 Modelo de Predicción

Es la representación de la dinámica del proceso, con la cual se predice el comportamiento de los estados en momentos futuros. Se encuentra conformado por el propio modelo del proceso y el modelo formado por la diferencia entre la salida predicha y la salida real que es definido como el modelo de las perturbaciones.

El modelo de predicción empleado en el NMPC permite determinar mejor la dinámica del proceso que presenta características no lineales, sin embargo, se presentan algunas limitaciones al momento de su implementación en línea. Las limitaciones hacen referencia a la robustez del algoritmo de control y la identificación del modelo (Espinosa & Vandewalle, 1999; Isaza, 2012a; Suárez, 1998). El modelo de predicción le permite al NMPC realizar las predicciones de los estados y las salidas, razón por la cual es uno de los elementos más importantes dentro de esta estrategia de control. Dicho modelo debe reproducir de la manera más fiel la dinámica del proceso, ya que de no ser así puede llegar a adicionar mayor incertidumbre al sistema de control. Lo anterior se reflejará en

unas predicciones inadecuadas que desencadena en unas acciones de control erradas generadas por el optimizador. Adicionalmente una de las características más buscadas en un buen modelo de predicción es la convergencia y rapidez numérica, que será reflejado en el costo computacional final. Algunos de los modelos utilizados son las representaciones en modelo de espacio de estado, función de transferencia, respuesta al impulso y al escalón. Sin embargo, los modelos pueden ser clasificados con respecto a su naturaleza de la siguiente manera:

**Modelo fenomenológico o caja blanca:** Este tipo de modelos son explicativos en cuanto a los fenómenos que ocurren en el proceso, siendo válidos en cualquier condición válida desde la ingeniería. Su estructura es definida por ecuaciones diferenciales, las cuales se generan por la relación de entradas y salidas basadas en los principios de conservación de energía y materia. Los balances de materia, energía, entropía, cantidad de movimiento entre otros dan origen a ecuaciones diferenciales ordinarias o ecuaciones diferenciales parciales.

**Modelo empírico o caja negra:** se obtiene por medio de desarrollos experimentales en los cuales se realiza la adquisición de datos de las entradas y salidas del proceso. El modelo empírico entrega información sobre el comportamiento y la tendencia de los datos sin profundizar en la fenomenología del proceso. La ventaja de este tipo de modelos se da por su capacidad para adaptarse a diversas estructuras. Sin embargo, los modelos empíricos requieren la utilización de información necesaria para la identificación de parámetros y la validación del modelo obtenido.

**Modelo semifísico o caja gris:** posee características de los modelos fenomenológicos y de los modelos empíricos. Debido a que presenta la descripción del fenómeno basado en ecuaciones de balances de materia y energía con facilidad en su implementación. Este tipo de modelos se clasifican en modelos semifísicos de base fenomenológica y en modelos semifísicos de base empírica. Los modelos de base fenomenológica se obtienen por medio de ecuaciones de balance de energía en cambio los modelos empíricos poseen una estructura definida por un usuario apoyado en un conocimiento previo del proceso.

Una de las representaciones más claras de este tipo de modelos se da con los sistemas de inferencia borrosa que interpretan la dinámica y el comportamiento del sistema por medio de reglas, conservando los beneficios de los modelos empíricos y fenomenológicos. Sin embargo, aunque sean escasos los planteamientos de controladores predictivos utilizando SIB, se consideran como una alternativa interesante para este tipo de estrategias de control, como ya ha sido comprobado por Álvarez & Peña (2004; Álvarez (2000a); Isaza (2012a). Es por esta razón que este tipo de modelos serán tratados a continuación, para posteriormente ser utilizados en el desarrollo de este trabajo.

### 1.2.3 Optimizador

El optimizador determina los valores adecuados de acción de control realizando la búsqueda del valor óptimo que minimice la FC. En forma general los algoritmos de optimización pueden clasificarse de la siguiente forma:

- Métodos numéricos no convexos: los métodos de este tipo pueden ser clasificados en métodos de programación dinámica clásica, iterativa y borrosa que requieren un alto costo computacional sin embargo garantizan soluciones óptimas (Alkan & Erkmen, 1994; Luus, 1996), métodos heurísticos (Holland, 1992) y los métodos enumerativos directos.
- Métodos convexos: con este tipo de métodos se halla la política de control óptima por medio de una solución matemática. Generalmente con este método se tiene una FC cuadrática con un modelo lineal que puede llevar a la pérdida de información relevante de la dinámica del sistema.

Se utiliza como herramienta de optimización en el desarrollo de este trabajo una alternativa como la Optimización por Enumeración Restringida (OER) (Alvarez, 2000a; Isaza, 2012a), la cual hace parte de los métodos de optimización enumerativa directa.

El método OER se compone de dos parámetros a sintonizar permitiendo una operación eficiente. Como se mencionó anteriormente la discretización  $\Delta u$  y la amplitud restringida [  $U_{\max} - U_{\min}$  ] del espacio de búsqueda son fundamentales para esto. Ambos dependen del tiempo disponible para la optimización y la sensibilidad del proceso y del elemento final de control. Como desventaja principal del método OER debe mencionarse su alta

dependencia de la dinámica del proceso y su poca aplicabilidad cuando se tienen limitaciones en el tiempo de cálculo, pero en comparación con los métodos escalonado y aleatorio, OER permite una elección organizada y acertada de la “mejor” acción de control en cada instante de muestreo. En comparación con los métodos heurísticos de optimización, OER es una técnica viable en el sentido de tiempo de cómputo para aplicar en CPNBM de procesos químicos.

Especificando los pasos del OER se pueden definir así:

- Se traza una grilla de discretización fija  $\Delta u$  y de amplitud restringida  $[U_{\max} - U_{\min}]$  cuyo centro es la acción de control, de modo que cada posible acción de control se calcula de la siguiente forma:

$$U_i(k) = U(k-1) * \Delta U$$

$$i = -p, -p+1, \dots, 0, \dots, p-1, p$$

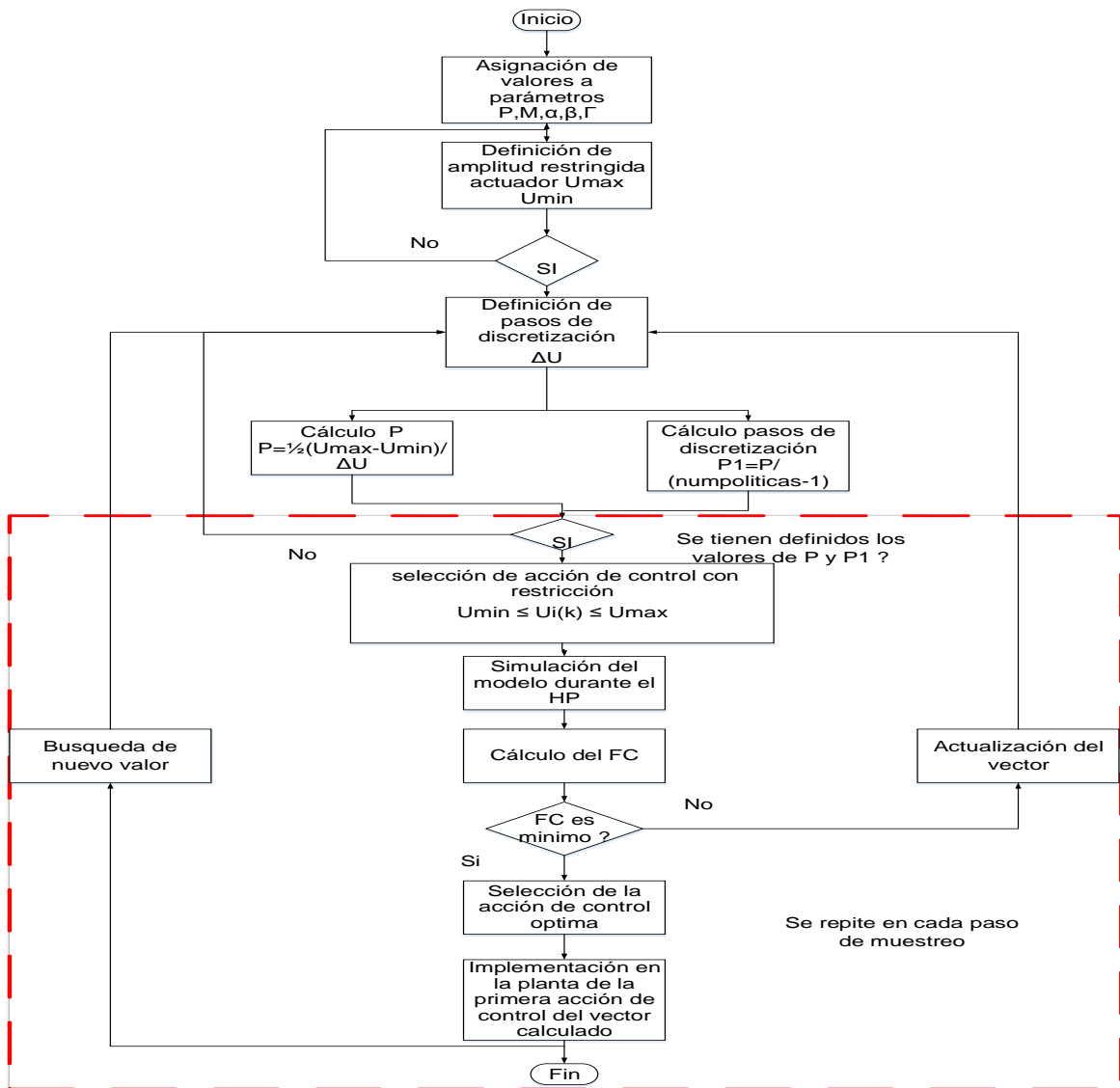
$$\text{Con } p = \frac{1 [U_{\max} - U_{\min}]}{2\Delta U} \quad (1.2)$$

- Se elimina de esta grilla las acciones de control no factibles (que superan los límites de operación normales del elemento final de control). Esto garantiza el cumplimiento de la restricción  $u_{\min} \leq u_i(k) \leq u_{\max}$ .
- Se prueba en el problema de NMPC una a una las acciones de control de la grilla factible y se selecciona la que produzca el mejor FC. Ese es el valor de la acción de control que resulta solución del problema de optimización, que no necesariamente será un mínimo global pero que resultará factible.

En la Figura 1-2 se presenta el diagrama de flujo que describe el funcionamiento del optimizador por enumeración restringida utilizado en este trabajo. Con una secuencia lógica de sintonización, siendo  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\Gamma$  los parámetros a sintonizar en el NMPC, descritos en las siguientes secciones. Adicionalmente como lo describe (Álvarez, 2000b) se tiene una grilla de discretización fija  $\Delta u$  con una amplitud restringida entre un intervalo comprendido entre la diferencia de  $[U_{\max} - U_{\min}]$ . La variable  $P$  es el horizonte de control que hace referencia a los pasos o escalones hacia adelante. Se recomienda en la propuesta original (Álvarez, 2000b) un solo paso hacia adelante ( $P=1$ ) debido a que la

técnica OER con más de una paso genera una alta carga computacional sin mejora considerable en la optimización.

**Figura 1-2:** Diagrama de flujo del OER utilizado por (Isaza & Alvarez, 2011a; Isaza, 2012b)

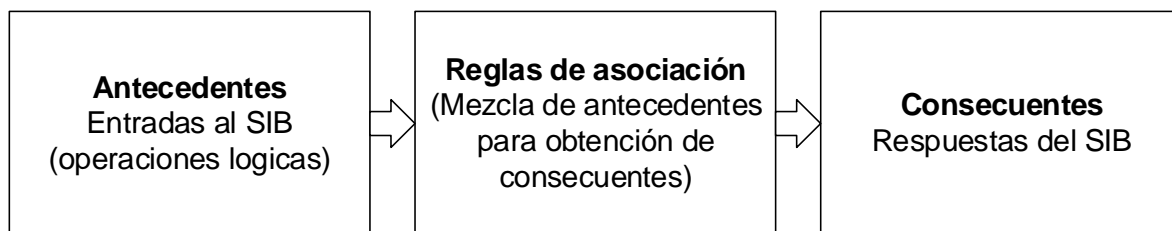


Fuente: Elaboración propia

### 1.3 Modelado por medio de sistemas de inferencia borrosa (SIB)

Uno de los elementos más importantes de una estrategia de control como el NMPC es el modelo de descripción del proceso. En la búsqueda de mejorar la alternativa de representar un proceso aparece los sistemas de inferencia borrosa (SIB) que en conjunto con los conjuntos borrosos multidimensionales (CBMD) permiten identificar el modelo del proceso flexibilizando el manejo de la información depurando el costo computacional reduciendo la incertidumbre aportada por el modelo (Sierra, 2009). Los sistemas de inferencia borrosa se componen de tres elementos esenciales como lo son los antecedentes que almacenan los conjuntos de entrada al sistema de inferencia, los consecuentes que contienen las respuestas al sistema de inferencia y las reglas de asociación como se muestra en la Figura 1-3.

**Figura 1-3:** Elementos de conformación de un SIB



Fuente: Elaboración propia

A continuación, se hace una reseña de los SIB para interpretar de una mejor forma la técnica aplicada en el desarrollo de este trabajo.

**SIB Mamdani:** conocidos como SIB lingüísticos que utilizan conceptos de conjuntos difusos y reglas lingüísticas de la forma *sí* que hace las veces de antecedente o *entonces* que funciona como consecuente. Las reglas se encuentran determinadas por un operador de intersección min y un operador de unión max con una agregación para unir los valores obtenidos en cada regla. En esta estructura se resaltan los protocolos lingüísticos amplios en su interpretación para las reglas de inferencia y los conjuntos borrosos asignados a las variables. En Mamdani (1974) se trata este tipo de sistemas los



cuales presentan algunos inconvenientes a requerimientos de eficiencias computacionales exigentes con amplias variables de entrada (Rossiter & Valencia-Palomo, 2010). La representación genérica de un modelo borroso se representa de la siguiente forma:

$$R^i: \text{SI } x_1 \text{ es } A_1^i \text{ y } x_2 \text{ es } A_2^i \text{ y } x_3 \text{ es } A_3^i \text{ ... y } x_n \text{ es } A_n^i \\ \text{y es } B^i \quad (1.3)$$

Donde las variables son definidas así:

$A_1^i$  hasta  $A_n^i$  forman el conjunto difuso asociado a la variable de entrada.

$x$  es la variable de entrada que para el NMPC es  $u$

$y$  es la variable de salida

$B^i$  es el conjunto difuso asociado a la variable de salida.

**SIB Relacional:** los SIB de este tipo se consideran cuando se desarrollan una serie de reglas que tienen en cuenta la variabilidad de los conjuntos y pesos. Se parte de un conjunto borroso referente donde se presenta una relación borrosa definida como  $R_F$  para un conjunto borroso de entradas  $A_i$  en un conjunto borroso de salidas  $B_i$ . Dicho modelo presenta una alta exigencia computacional, por lo que los procesos donde se aplican son de pocas variables (Pedrycz, 1984; Valencia, 2013).

Siendo:

$$R_F: [r_{ij}]_{m \times n} \quad \text{Relación Borrosa} \\ A_i: [\mu_{A_1}(x), \mu_{A_2}(x), \dots, \mu_{A_m}(x)] \quad \text{Conjunto de entradas} \\ B_i: [\mu_{B_1}(x), \mu_{B_2}(x), \dots, \mu_{B_m}(x)] \quad \text{Conjunto de salidas} \\ \text{Donde } B = A \circ R \quad \text{Operación composición " \circ " } \quad (1.4)$$

**SIB Takagi-Sugeno:** Los modelos de inferencia borrosa de este tipo presentan una definición estructural que implementan reglas para cada entrada del modelo. Cada regla presenta una función lineal para su descripción, que puede ser aplicada a sistemas

estáticos o dinámicos no lineales (Isaza, 2012b). Según (Rossiter & Valencia-Palomo, 2010) las reglas de asociación se pueden representar así:

$$R^i: \text{Si } x \text{ pertenece } A^i \text{ entonces } y^i = f_i(x) \quad (1.5)$$

Siendo

$$f_i(x) = a_i^T x + b_i \quad (1.6)$$

Donde

$a_i^T$ : Vector de parámetros

$b_i$ : Escalar propio de la regla  $R^i$

Esta arquitectura de modelado es la empleada en este trabajo debido a que se considera como una de las más acertadas para el desarrollo de sistemas de control no lineal (Hadjili & Kara, 2011), donde se determinan ventajas fundamentales como la Multidimensionalidad y su menor costo computacional que se presenta por la representación en forma de ecuaciones algebraicas como lo permiten los sistemas de inferencia borrosa Takagi -Sugeno (SIB T-S). Los SIB T-S en combinación con una alternativa como los conjuntos borrosos multidimensionales (CBMD), permiten al momento del manejo de altos flujos de información, la segmentación de los mismos para minimizar las posibles incertidumbres (Sierra, 2009) y alto costo computacional que pueda generarse. Al representarse un modelo por medio de SIB, se logra de alguna manera abstraer el conocimiento tácito de personas con conocimiento propio del mismo para plasmarlo en reglas que utilizan condicionales lógicos que pueden ser representadas de la siguiente forma:

Mapeo inherentemente estático  $T: X \rightarrow Y$

Siendo:  $X$  un espacio de  $\mathbb{R}^M$  y  $Y$  es un espacio en  $\mathbb{R}^Q$

Dónde:  $X = X_1 x \dots x X_M$

$$Y = Y_1 x \dots x Y_Q \quad (1.7)$$

Dicho mapeo depende de los términos que componen la estructura y la inferencia que es otra estructura que presenta un resultado dependiendo de los datos que se le ingresan al modelo actuando como entradas o regresores. Autores como Álvarez et al. (2009b) y Sierra (2009) han trabajado en presentar reglajes relacionales como estructura principal del modelo en el ámbito de los conjuntos borrosos unidimensionales.

Los SIB T-S presentan especificaciones claras en sus reglas y el consecuente de cada una de ellas, dicha forma según Takagi & Sugeno (1985), se representa así:

Dado  $R_i$ , siendo  $x \in A^{(i)}$ , Se tiene que  $y^{(i)} = f^{(i)}(x)$ , para  $i = 1, \dots, L$

Donde  $y^{(i)}$  es un vector formado en el dominio  $Y = Y_1 x \dots x Y_Q$ , dicho vector se relaciona con la función escalar  $f^{(i)}$  que se especifica de la siguiente forma:

$$f^{(i)}(x) = p_0^{(i)} + p_1^{(i)}x_1 + \dots + p_M^{(i)}x_M \quad (1.8)$$

$p_k^{(i)}$  es el parámetro K-ésimo de la función de salida en su reglaje  $i$ . La expresión que describe la salida para el modelo T-S, es conformada por la suma ponderada de las salidas así:

$$y = \sum_{i=1}^L \varphi^{(i)}(x) y^{(i)} \quad (1.9)$$

$\varphi^{(i)}(x)$  se considera como la ponderación de la salida producida, la cual se obtiene por medio de la siguiente regla:

$$\varphi^{(i)}(x) = \frac{w^{(i)}(x)}{\sum_{i=1}^L w^{(i)}(x)} \quad (1.10)$$

$w^{(i)}(x)$  el grado de cumplimiento de la i-ésima regla asociada a la entrada  $x$ .

Para el desarrollo de este trabajo se utilizan los CBDM los cuales para un SIB T-S emplean la operación de una partición implícita como lo plantea Álvarez & Peña (2004), desarrollando una aproximación en el momento de utilizar como modelo un SIB T-S. Las tareas relacionadas con la definición estructural y paramétrica del modelo se pueden

flexibilizar utilizando SIB T-S, que permiten el agrupamiento de información en forma borrosa para la obtención de un CBMD.

### 1.3.1 Sistema de inferencia borrosa SIB T-S con CBMD

Para los sistemas dinámicos tratados en este trabajo, el comportamiento se describe por medio de las reglas de un SIB T-S que se describe de la siguiente forma:

$$y^{(i)}(k) = p_0^{(i)} + p_1^{(i)T} x_{1k} + \dots + p_M^{(i)T} x_{Mk} + b^{(i)T} y_k \quad (1.11)$$

Siendo

$R_i$ : para  $r(k)$  a  $A^{(i)}$ , siendo  $r(k)$  el espacio de entrada representado por el siguiente vector:

$$r(k) = [x_1(k - n_{d1}), \dots, x_1(k - (n_{d1} + n_{u1} - 1)), \dots, x_M(k - n_{dM}), \dots, x_M(k - (n_{dM} + n_{uM} - 1)), y(k - n_{d1}), \dots, y(k - n_v), \dots, y(k - (n_y + n_v - 1))] \quad (1.12)$$

Donde

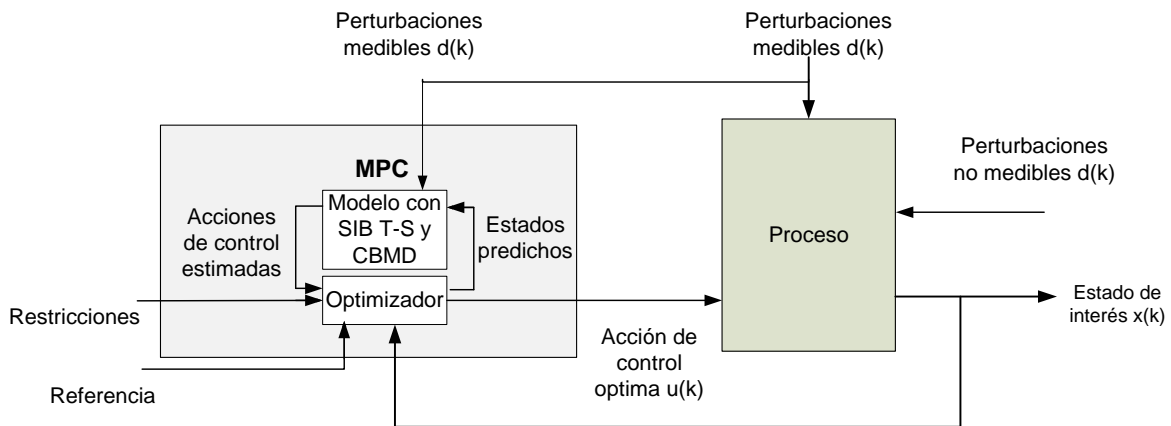
$A^{(i)}$  es el conjunto borroso con dimensiones  $M \sum_{j=1}^M n_{uj} + n_y$ , para los espacios  $X_1 \times \dots \times X_1 \times \dots \times X_M \times \dots \times X_M \times Y \times \dots \times Y$ .

(1.13)

Como se ha tratado anteriormente una de las etapas más significativas en el desarrollo de un control óptimo es la identificación del modelo. Los modelos obtenidos por medio de sistemas de inferencia borrosa SIB T-S y CBMD han demostrado ser más flexibles para aplicaciones en procesos químicos (Álvarez, 2000). El tema de la identificación es de fundamental importancia para el tratamiento de los modelos, por dicha razón diversos autores han presentado algunas propuestas para este desarrollo. La propuesta original es presentada por Takagi & Sugeno (1985), posteriormente (Álvarez et al., 2009b; Álvarez & Peña, 2004) realiza algunas modificaciones para optimizar el método propuesto por Takagi & Sugeno (1985). Uno de los aspectos fundamentales al momento de la identificación, es la elección de las premisas para los antecedentes influyendo directamente en las premisas del consecuente. La identificación por medio de SIB T-S requiere inicialmente determinar la estructura del modelo, para posteriormente realizar el

proceso de sintonización de los regresores, antecedentes y consecuentes. El modelo identificado con los SIB T-S y CBDM es utilizado en el NMPC como se muestra en la Figura 1-4.

**Figura 1-4:** Estructura básica de un NMPC con SIB T-S y CBDM. Elaboración propia



Fuente: Elaboración propia

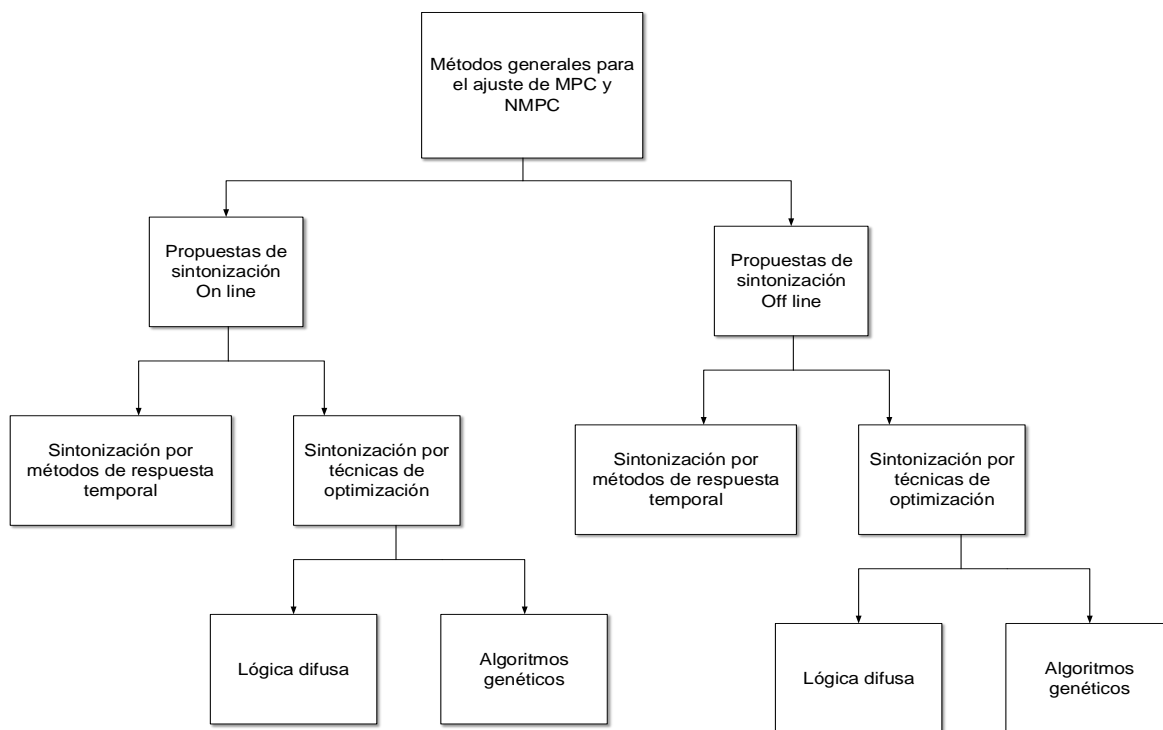
Posteriormente después de determinar el modelo a utilizar se requiere conocer la forma en la cual se va a realizar la sintonización del controlador. Para tal fin se hace necesario realizar una contextualización de qué tipo de estrategias se han utilizado para este tipo de sintonizaciones.

## 1.4 Introducción a la sintonización de los MPC y NMPC

La sintonización de los parámetros propios de operación del NMPC: el horizonte de predicción  $P$ , el horizonte de control  $M$  y los pesos del FC  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\Gamma$  son de alta importancia para garantizar el buen funcionamiento del proceso controlado. Por esta razón la búsqueda de un método para la definición adecuada de los valores a sintonizar es de fundamental importancia para lograr una respuesta de lazo cerrado que cumpla con los objetivos de control generados para el proceso. A lo largo de los últimos treinta años la sintonización de los NMPC se ha desarrollado por medio de ensayos de prueba y error, ejecutados según la experticia del diseñador, sin embargo, la búsqueda de otros métodos para una sintonización de este tipo de controladores es recurrente.

Para la sintonización de las estrategias de control MPC y NMPC se propone una estructura general que se describe en la Figura 1-1, donde se plantean los aspectos generales en los cuales diversos autores se han basado para sus propuestas y serán referentes para el desarrollo investigativo del presente trabajo. Inicialmente la estructura general plantea una sintonización en línea en la cual es fundamental la actualización del modelo, que proporciona para cada instante una actualización de parámetros de sintonización. Esto no es necesario en la sintonización fuera de línea en la cual los parámetros se determinan en un momento independiente para posteriormente ser implantados en el controlador.

**Figura 1-5:** Taxonomía general para la sintonización de un MPC y un NMPC.



Fuente: Elaboración propia

Existen diversos trabajos de investigación dedicados a resolver la problemática de sintonización para las estrategias de control. Sin embargo, la definición de una metodología más general que abarque la sintonización de los diversos parámetros es un campo abierto para el desarrollo de investigaciones en el tema. En McIntosh et al. (1989, 1991) se plantea una propuesta basada en la respuesta temporal en lazo cerrado

teniendo en cuenta el retardo y el impulso como señal de entrada. Posteriormente Shridhar & Cooper (1998) plantean realizar una aproximación del modelo de predicción a un sistema de primer orden con retardo, por medio de estrategias heurísticas en donde ejecutan el cálculo de los parámetros tratando de satisfacer características de la respuesta temporal como las constantes de tiempo y tiempo de establecimiento.

Dentro de las estrategias de sintonización fuera de línea (off line) aparecen formuladas técnicas para hallar el valor final del horizonte de predicción  $P$ , donde se plantea la posibilidad de dar un valor de diez pasos a dicho horizonte con el fin que no sea afectado el comportamiento del controlador por las perturbaciones (Wojsznis, Gudaz, Blevins, & Mehta, 2003), en algunas propuestas (Banerjee & Shah, 1992; Clarke & Mohtadi, 1987; Cutler, 1983; Georgiou, Georgakis & Luyben, 1988; Hinde & Cooper, 1994; Karacan, 2001; Maurath et al., 1988; Trierweiler & Farina, 2003) plantean procedimientos de ajuste para el  $P$  basados en procesos de optimización fuera de línea los cuales buscan respuestas en lazo cerrado con el objetivo de satisfacer las especificaciones en el dominio del tiempo.

Algunas otras propuestas de sintonización del horizonte de predicción se enfocan en comenzar con representaciones en espacio de estado considerando el retardo de la respuesta temporal del proceso para determinar el valor máximo que puede tomar  $P$  (Lee & Yu, 1994; Zhang & Li, 2007). Para la sintonización del horizonte de control también se presentan alternativas que plantean la representación en ecuaciones de estado con el propósito de disminuir la carga computacional ajustando  $M$  en un valor de uno (Edouard, Dufour & Hammouri, 2005; Genceli & Nikolaou, 1993). Para la sintonización de los pesos que ponderan los términos de la FC se presentan propuestas como las de Rowe & Maciejowski (2000) que sugieren formulaciones basadas en la teoría de  $H_{\infty}$ .

Otra alternativa es realizar una sintonización de  $\alpha$  entre cero y uno lo cual puede ser refinado de forma experimental por ecuaciones matemáticas simples planteadas por Van den Boon (2005).

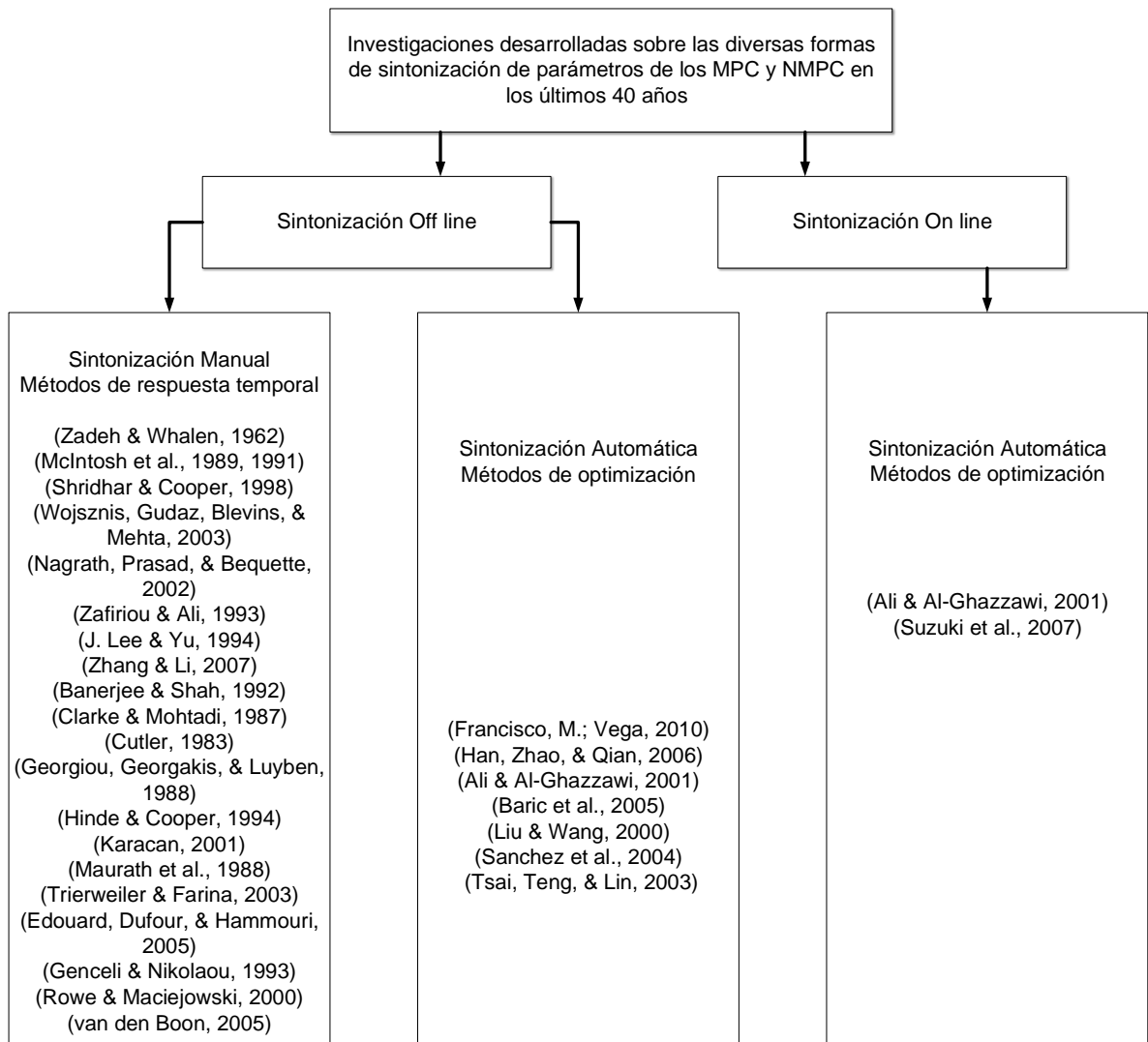
Las alternativas presentadas anteriormente son desarrolladas de forma manual, sin embargo se presentan investigaciones que desarrollan métodos de sintonización automáticos (Vega, 2010). Algunas de estas alternativas utilizan algoritmos de

optimización como por ejemplo la aplicación del optimizador por enjambre de partículas (PSO) que en combinación con el método propuesto por Shridhar & Cooper (1998) permite calcular de forma rápida las soluciones (Han, Zhao & Qian, 2006). De igual forma Suzuki et al. (2007) emplea PSO para hallar  $P$ ,  $M$  y los pesos de la FC fuera de línea. Otras propuestas utilizan algoritmos genéticos y lógica borrosa para el cálculo de los valores que generalmente como en los casos de sintonización manual responde a parámetros determinados de la respuesta en el tiempo de lazo cerrado (Ali & Al-Ghazzawi, 2001; Baric et al., 2005; Liu & Wang, 2000; Sánchez et al., 2004). La gran mayoría de estos trabajos son aplicados a sistemas lineales. Sin embargo aparecen investigaciones enfocadas al control de sistemas no lineales en diferentes aplicaciones (Biegler, 2010; Flores-Tlacuahuac, Morales & Rivera-Toledo, 2012; Meadows & Rawlings, 1997; Tahir et al., 2013; Vallerio et al., 2014; Vega, 2010).

Las investigaciones desarrolladas en los últimos años llevan a generar propuestas estructurales enfocadas en las sintonizaciones manuales y automáticas ejecutadas en línea y fuera de ella como se muestra en la Figura 1-4. De igual forma, dichas propuestas se complementan con sintonizaciones apoyadas con ecuaciones matemáticas de respuesta temporal y técnicas de inteligencia artificial que dan origen a métodos híbridos entre estas propuestas (Peyman, 2011).



**Figura 1-6:** Investigaciones desarrolladas por diversos autores sobre la sintonización de parámetros de los MPC y los NMPC en los últimos 40 años.



Fuente: Elaboración propia

### 1.4.1 Sintonización fuera de línea

En Tahir et al. (2013) se propone una sintonización de la función de costo cuadrática aplicando condiciones inversas de optimización, partiendo de un modelo linealizado por medio de la ecuación cuadrática lineal inversa (IQL). Se plantea por parte del autor como objetivo la sintonización de los pesos que conforman la FC. Dependiendo de las características de la matriz de ganancia, se determinan las ecuaciones que son resueltas

por un algoritmo denominado como C/GMRES. Otras estrategias de sintonización exponen trabajos que se enfocan en aplicaciones específicas como los CSTR, en donde (Nagrath, Prasad & Bequette, 2002; Yamuna & Unbehauen, 1997) plantean la sintonización para MPC partiendo de sistemas no lineales que se linealizan para posteriormente realizar la sintonización de parámetros fuera de línea. Esta sintonización fuera de línea requiere la definición de una condición o punto de operación referencial alrededor del cual se realiza la linealización.

Otros autores como Rawlings & Muske (1993) que se enfocan en modelos no lineales, partiendo de representaciones en ecuaciones algebraicas, plantean sintonizar el  $M$  con un valor mayor o igual a los polos inestables que posea el sistema. Se plantea por parte de Wojsznis et al. (2003) una sintonización de MPC en cuatro etapas las cuales comienzan por el diseño del modelo, posteriormente se realiza la definición de parámetros donde se ajusta  $P$  y  $M$  respectivamente al igual que los pesos y su relación con las restricciones. Se desarrolla una prueba de respuesta del controlador y de ser necesario se realizan los ajustes en los valores seleccionados para  $P$  y  $M$ .

El trabajo desarrollado por Vallerio et al. (2014) plantea una optimización dinámica del sistema aplicado a la planta Tenesse Eastman. Se propone la selección adecuada de los pesos de la FC por medio de pruebas experimentales y tanteo. En Trierweiler & Farina (2003) se presenta una estrategia de sintonización del horizonte de predicción aplicable a DMC y a GPC partiendo de una representación en función de transferencia basándose en el número robusto de rendimiento (Robust Performance Number RPN). El RPN es un índice de desempeño que determina el índice de medición de la controlabilidad del sistema. Según sea el valor del índice se utilizan unas ecuaciones definidas para el cálculo del valor inicial y final de  $P$ . Al ser estas ecuaciones basadas en la respuesta temporal como se mostrarán en la Tabla 1-1 el índice de desempeño es determinado para toda la respuesta temporal. Partiendo del RPN se realiza la proposición de los siguientes pasos.

- Sintonización  $P$

Con un RPN de bajo valor propone un  $P$  inicial con un valor unitario y un  $P$  final que proporcione una respuesta temporal con tiempo de subida de aproximadamente el 80% en estado estable. Si el RPN es alto se propone ajustar el parámetro  $P$  inicial del 10% de

la respuesta temporal en estado estable y para un  $P$  final se busca que un valor que permite un tiempo de subida de aproximadamente el 90% en estado estable.

- Sintonización  $M$ .

Después de determinar el  $P$ , se ajusta el valor de  $M$  dividiendo el  $P$  con un valor de 4.

- Sintonización Pesos.

Propone calcular el peso basado en el cambio de la escala del sistema, donde se parte de un modelo representado en forma de respuesta en frecuencia con un RPN con un valor máximo para los controladores sin restricciones, calculado por medio de las ecuaciones de respuesta temporal. Por su parte, Nagrath et al. (2002), se enfocan en una propuesta para un CSTR, donde plantean controlar la temperatura del tanque reactor. Al tener una temperatura en la chaqueta plantean dos lazos de control partiendo de una formulación en espacio de estado en tiempo continuo linealizando el sistema para un punto de operación, en donde se propone que el valor del  $P$  debe ser mínimo o igual al valor de los polos inestables del sistema.

### 1.4.2 Sintonización en línea

Son pocos los autores que se han dedicado a realizar trabajos enfocados a desarrollos de sintonización en línea. En Ali & Al-Ghazzawi (2001) se plantean estrategias de sintonización automática en línea para sintonizar el horizonte de predicción  $P$ , los pesos asociados al error  $\alpha$  y los pesos asociados al cambio de la acción de control  $\beta$ , empleando un algoritmo basado en la lógica difusa. Dicha propuesta planteada para la sintonización de un MPC tiene en cuenta las restricciones y para la sintonización automática se aplica un algoritmo que debe tener en cuenta los siguientes pasos:

El usuario debe determinar especificaciones de rendimiento en forma de vectores, determinando límites superior ( $y_u$ ) e inferior ( $y_l$ ) de las salidas.

- Dependiendo de la respuesta temporal del sistema, se determinan los valores de tiempos de ascenso y tiempos de estado estable que cumplan con un adecuado sobre impulso de respuesta.
- El usuario define el valor del horizonte de predicción  $P$

- Los nuevos valores de parametrización del MPC son determinados por las reglas difusas. Las reglas difusas de sintonía para las etapas de fuzzyficación y de defuzzyficación son definidas previamente basadas en las especifican a continuación:
- Para la aplicación de las reglas difusas se tienen las etapas de fuzzyficación y de defuzzyficación.

Para la etapa defuzzyficación se tienen en cuenta el límite superior e inferior y componentes adicionales que se especifican a continuación:

Límite superior del reglaje

$$A = \frac{y_j(K+m) - y_j^u(K+m)}{y_j^u(K+m)} \quad (1.14)$$

Límite inferior del reglaje

$$B = \frac{y_j(K+m) - y_j^l(K+m)}{y_j^l(K+m)} \quad (1.15)$$

Elemento asociado a la restricción

$$C = \frac{y_j(K+m) - y_j(K+m-1)}{y_j(K+m)} \quad (1.16)$$

Donde

$y_j$ : valor predicho de la salida  $j$

$y_u, y_l$ : rangos alto y bajo de la salida

$k$ : periodo de muestreo

$m$ : Instante en el que la máxima violación ocurre para la  $j$ -ésima salida.

El ajuste que se realiza en línea planteado por Ali & Al-Ghazzawi (2001) emplea el algoritmo de adaptación que parte de predecir la repuesta de lazo cerrado con un valor de  $P$  fijo previamente determinado, posteriormente se evalúa la violación predicha de las especificaciones del sistema con el objetivo de determinar el índice de salida y el punto

de muestreo a la cual ocurre la máxima violación. Se finaliza con calcular e implementar la acción de control para avanzar al siguiente estado de predicción.

### 1.4.3 Sintonización con técnicas de respuesta temporal

Para este tipo de sintonización se emplean ecuaciones matemáticas obtenidas producto de analizar la respuesta temporal del sistema en lazo cerrado con controladores PI y PID. Algunos autores desarrollan propuestas menos analíticas y más enfocadas en lo heurístico, por lo que el cálculo de los parámetros es soportado en las experimentaciones apoyadas sobre correlaciones (Iglesias, Sanjuán & Smith, 2006; Shridhar & Cooper, 1998; J.O. Trierweiler & Farina, 2003; Wojsznis et al., 2003).

En Srinivasarao & Subbaiah (2014b) se realiza la sintonización basándose en la dinámica del proceso por medio de ecuaciones derivadas del comportamiento en el tiempo de la planta ante entradas impulso y escalón. Se tienen en cuenta factores restrictivos como la inestabilidad generada si el valor del horizonte de control  $M$  es mayor que el horizonte de predicción  $P$ . El planteamiento de las ecuaciones que permiten hallar los parámetros de sintonización es soportado en la respuesta temporal, donde el  $P$  afecta la estabilidad partiendo de un número de salidas constantes y ecuaciones basadas en los polos y ceros del sistema. Las correlaciones para el ajuste de cada parámetro presentadas en las Tablas 1-1,1-2,1-3 son obtenidas por los autores partiendo de aproximaciones de los sistemas en puntos de operación, teniendo como parámetro transversal para los autores el período de muestreo  $T_s$  y  $t_n$  el tiempo de subida del proceso hasta alcanzar el  $n\%$  del nuevo estado estacionario. Dichas aproximaciones dan origen a representaciones en forma de sistemas lineales de primer orden con y sin retardo. Por tal razón se restringe la aplicación a sistemas de una simple entrada y una simple salida (SISO). Sin embargo, se identifica la necesidad de desarrollar estrategias que permitan la sintonización de sistemas no solo en determinados puntos de operación y que posean múltiples entradas y salidas.

**Tabla 1-2:** Ecuaciones matemáticas para sintonización del horizonte de predicción  $P$  propuesta por algunos autores.

Autor	Expresión matemática
(Maurath et al., 1988)	$P = \frac{(t_{80} + t_{90})}{2T_s}$ <p><math>t_{80}</math>: tiempo en el que el proceso alcanza el 80% del estado estacionario.</p> <p><math>t_{90}</math>: tiempo en el que el proceso alcanza el 90% del estado estacionario.</p>
(Georgiou et al., 1988)	$P = \frac{t_{60}}{T_s} + \frac{t_{95}}{T_s} - 1$ <p><math>t_{60}</math>: tiempo en el que el proceso alcanza el 60% del estado estacionario.</p> <p><math>t_{95}</math>: tiempo en el que el proceso alcanza el 95% del estado estacionario.</p>
(Banerjee & Shah, 1992)	$P = \frac{t_{95}}{T_s}$ <p><math>t_{95}</math>: tiempo en el que el proceso alcanza el 95% del estado estacionario.</p>
(Yamuna & Unbehauen, 1997)	$P = \theta + \frac{t_s}{3.5}$ <p><math>\theta</math>: tiempo muerto.</p> <p><math>t_s</math>: tiempo de establecimiento.</p>
(J.O. Trierweiler & Farina, 2003)	<p>Sintonización basada en el cálculo del RPN (Número de rendimiento o índice de medición de la controlabilidad) utilizado para el diseño de controladores. Dependiendo si este es bajo con un valor de 1 o alto con valor máximo de 3, se utiliza una ecuación para el cálculo, teniendo presente los límites de valor</p>

	<p>inicial y final de sintonización del <math>P</math>.</p> <p>RPN Bajo se tiene el siguiente intervalo para <math>P</math></p> $P_{inicial} = \frac{t_{10}}{T_s}$ $P_{final} = \frac{t_{80}}{T_s}$ <p>RPN Alto se tiene el siguiente intervalo para <math>P</math></p> $P_{inicial} = \frac{t_{10}}{T_s}$ $P_{final} = \frac{t_{90}}{T_s}$
(Karacan, 2001)	$P = \max\left(10, \frac{t_r}{T_s}\right)$ <p><math>t_r</math>: tiempo de subida</p>

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 1-3:** Ecuaciones matemáticas para sintonización del horizonte de control  $M$  propuesta por algunos autores.

Autor	Expresión matemática
(Georgiou et al., 1988)	$M = \frac{t_{60}}{T_s}$ <p><math>t_{60}</math>: tiempo en el que el proceso alcanza el 60% del estado estacionario.</p>
(Hinde & Cooper, 1994)	$M = \frac{\tau}{T_s}$ <p><math>\tau</math>: constante de tiempo</p>
(J.O. Trierweiler & Farina, 2003)	$M = \text{int}(P/4)$ <p><math>\text{int}</math>: valor entero</p> <p><math>P</math>: horizonte final de predicción</p>

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 1-4:** Ecuaciones matemáticas para sintonización de los pesos  $\alpha$ ,  $\beta$  propuesta por algunos autores.

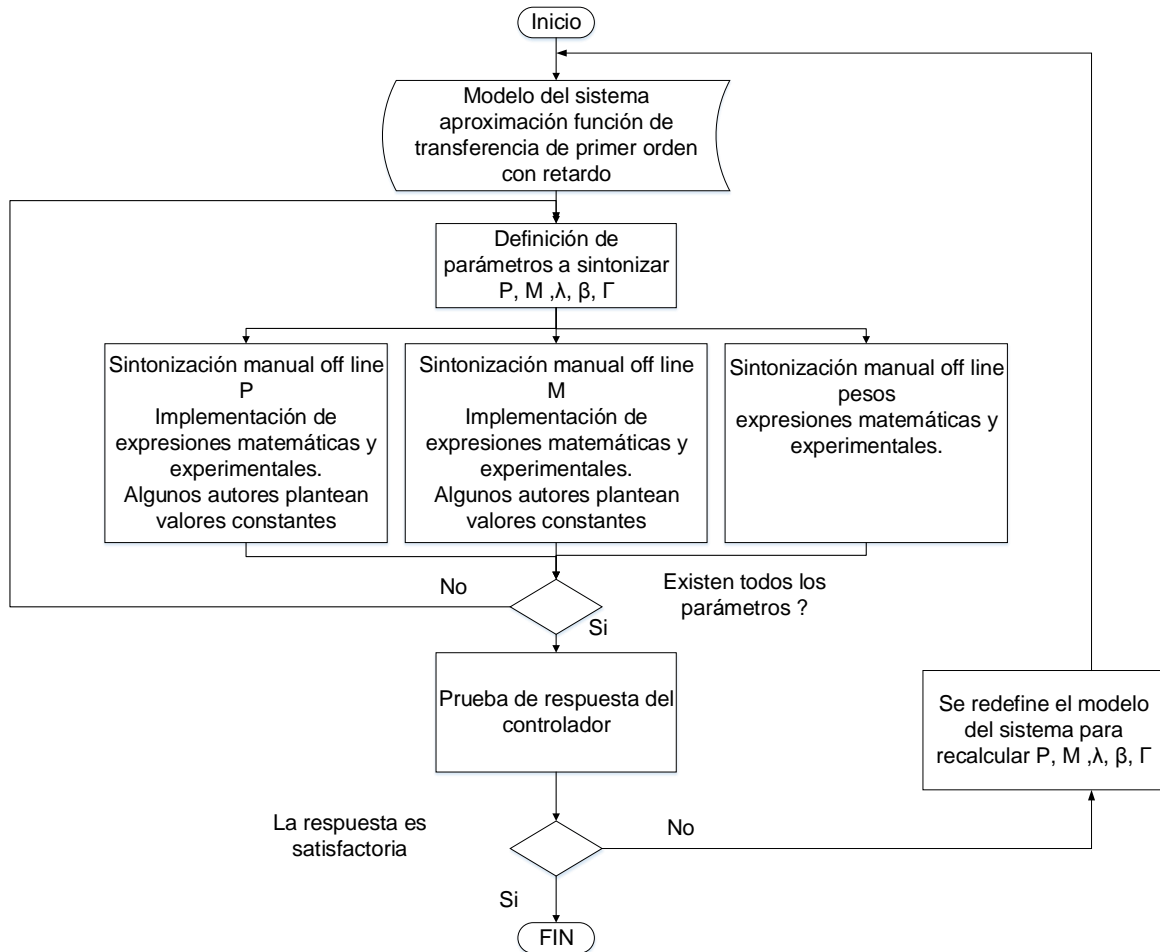
Autor	Expresión matemática
(Rowe & Maciejowski, 2000)	$\alpha = C C'$ <p><math>C</math>: matriz de salidas de la representación en las variables de estado.</p> <p><math>C'</math>: transpuesta de la matriz <math>C</math>.</p>
(van den Boon & De Schutter, 2001)	$0 < \beta < 1$ $\beta = \frac{1}{mP}$ <p><math>P</math> : horizonte final de predicción</p> <p><math>m</math> : número de entradas manipuladas</p>

Fuente: Elaboración propia

En forma general este tipo de sintonizaciones pueden ser descritas por el diagrama de flujo de la Figura 1-7.



**Figura 1-7:** Diagrama de flujo de sintonización offline de un NMPC con técnicas de respuesta temporal.



Fuente: Elaboración propia

#### 1.4.4 Sintonización con métodos de optimización

Los métodos de optimización se aplican en problemas de decisión y de selección de parámetros en aplicaciones en particular. Dichos métodos se presentan como herramientas para la sintonización de los NMPC en forma autónoma, donde en algunos casos estos métodos permiten la sintonización en línea del NMPC.. Estos métodos se emplean para resolver diversa clase de problemas, incluyendo problemas de satisfacción de restricciones. Dichos algoritmos se clasifican inicialmente en determinísticos los cuales no presentan un adecuado funcionamiento para sistemas unidimensionales, no obstante, para funciones objetivos con discontinuidad presentan un funcionamiento aceptable. Por otro lado, los algoritmos estocásticos desprenden las técnicas heurísticas

que realizan la búsqueda por medio del mejoramiento iterativo para obtener soluciones que mejoran en cada iteración con respecto a la anterior (Schrijver, 2005; Yang, 2010).

Dentro de estas técnicas heurísticas se da la aparición de las metaheurísticas aplicables a diversos tipos de problemas y que son basadas en trayectorias o recorridos que emplean una única solución que se desplaza a través del espacio de búsqueda para hallar soluciones adecuadas en un periodo de tiempo razonable. Existen diversas variantes de este tipo de técnicas, donde algunas de las más representativas son:

**Algoritmos genéticos (GA).** Los algoritmos genéticos tienen su aparición en los años 60 y son basados en la simulación de la selección natural y la genética. Utilizan información histórica para encontrar nuevos puntos que permitan una solución adecuada. Estos algoritmos se diferencian de otras técnicas por utilizar funciones de aptitud en lugar de derivadas, adicionalmente trabajan con un conjunto de puntos de diseño en lugar de un solo punto (Goldberg, 1989). Sin embargo, aunque esta estructura de optimización es ampliamente utilizada, presenta dificultades de ajuste en los parámetros de los operadores y una gran dependencia entre el tipo de problema y el ajuste de dichos parámetros (Adeli & Cheng, 1993; Norapat & Bureerat, 2011; Yang & Chee Kiong, 1997).

**Estrategias evolutivas (ES).** Es una variante de los algoritmos genéticos, que no utilizan operadores de cruce y presentan una alta capacidad de mutaciones. Dichas mutaciones son determinadas exclusivamente por el operador de mutación. Requiere los mismos parámetros que los algoritmos genéticos, y se presenta a su vez las mismas desventajas (Ebenau & Rottschafer, 2005; Xiaodong, 2008).

**Optimización por colonia de hormigas (ACO).** Emula el comportamiento de las colonias de hormigas o de abejas. Estas colonias se encuentran conformadas por individuos que desarrollan diversas tareas. Aunque un individuo no sea capaz de ejecutar su tarea, la colonia en su conjunto si lo ejecuta. Este tipo de algoritmos se inspiran inicialmente en la forma en como las hormigas rodean los obstáculos mientras transportan su alimento transmitiendo información por medio de feromonas marcadoras. Sin embargo presenta como desventaja la tendencia a estancarse en óptimos locales (Camp & Barron, 2004; Sonmez, 2011).

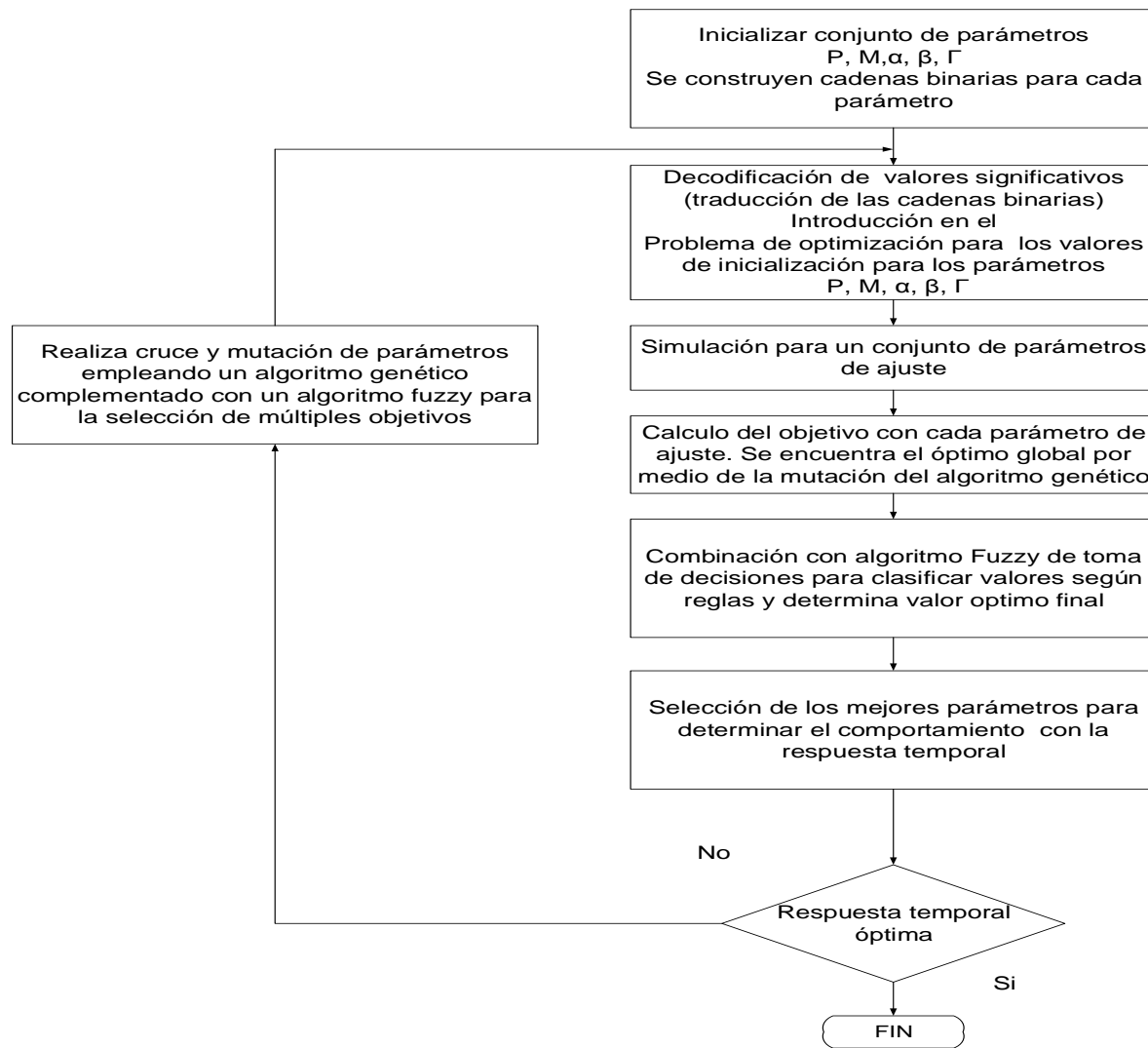
**Método de búsqueda de patrones (PSM)**

El método de búsqueda de patrones PSM hace parte de las técnicas de optimización de la familia de los algoritmos metaheurísticos. Este método se compone de una matriz donde se realiza una búsqueda restringida. Dicha matriz es definida como malla, la cual se encuentra relacionada con una secuencia de condiciones de encuesta. Las condiciones que generan las encuestas dan las directrices para la reducción de la malla actual, asegurando de esta manera la convergencia del algoritmo (Herrera, Ibeas, de la Sen, Alcantara, & Serna-Garces, 2013).

**Optimización por enjambre de partículas (PSO).** Basado en el comportamiento social de los animales. Se conforma una población con un número de partículas, las cuales permiten optimizar un problema partiendo de dichas partículas que se convierten en posibles soluciones. Se realiza la persecución de un punto partiendo de estas partículas que desarrollan una búsqueda sistémica en todo el rango de trabajo. Las partículas tienen un conocimiento del mejor punto alcanzado por cualquiera de las demás partículas del enjambre según reglas matemáticas que tienen en cuenta la posición de las mismas. Este tipo de estrategia de optimización es más simple de implementar que otras estrategias similares debido a que no requiere de ajustes excesivos, sin embargo al igual que el método ACO tiende a quedarse en mínimos locales (Lemonge & Barbosa, 2003, 2004; Schutte & Groenwold, 2003).

Se han implementado aplicaciones en el campo del control utilizando métodos de optimización como los anteriormente mencionados (Ali & Al-Ghazzawi, 2003; Ali & Al-Ghazzawi, 2001; Chen, Peng, Han & Guo, 2011; Suzuki et al., 2007). En algunas de las aplicaciones utilizan los algoritmos genéticos en combinación con alternativas de inteligencia artificial como se muestra en la Figura 1-6 (Van der Lee et al., 2008). En Garriga & Soroush (2010) se proponen algoritmos para el ajuste y sintonización de los controladores basados en los algoritmos recursivos realizando una linealización por el método de serie truncada de Taylor en un punto de operación.

**Figura 1-8:** Diagrama de flujo de sintonización offline de un NMPC utilizando métodos de optimización desarrollado por diversos autores.



Fuente: (Van der Lee et al., 2008)

En Suzuki et al. (2007) se utiliza la técnica de enjambre de abejas (PSO) para determinar de forma automática los parámetros de sintonización P y M. Los pesos de la FC son sintonizados con valores constantes que se encuentran dentro de un rango de valores  $W_y$  y  $W_u$ , estipulados por las restricciones del proceso partiendo de su respuesta temporal. En (Ali & Al-Ghazzawi, 2008) se toma como punto de partida un modelo de respuesta a un impulso infinito (FIR), implementando un sistema difuso para recalcular

los parámetros de sintonización del controlador prediciendo las salidas con constantes de tiempo dominantes. Para la sintonización estos autores plantean los siguientes pasos:

- Determinar la respuesta de lazo cerrado para hallar el P con la ecuación dada.
- Con la expresión propuesta evaluar las especificaciones de violación (restricciones).
- Determinar el máximo punto permitido de las restricciones.
- Aplicar reglajes fuzzy para determinar los valores de sintonización de los parámetros del controlador.

Las posibilidades de implementar técnicas de optimización para la búsqueda y sintonización de los parámetros de un NMPC se presentan como una alternativa viable para esta aplicación. Sin embargo, la gran mayoría de las técnicas de sintonización toman como punto de partida funciones de transferencia, que independientemente que los procesos presenten no linealidad terminan siendo una aproximación a la representación lineal del sistema.

Lo anterior provoca que el desempeño del controlador será adecuado para los puntos de operación sobre los cuales se realizará la aproximación (Georgiou, 1997; Karacan, 2001; Maurath et al., 1988; Shridhar & Cooper, 1998; Trierweiler & Farina, 2003; Yamuna & Unbehauen, 1997). Con lo que se desprendería toda la información contenida en la descripción no lineal del proceso. Se hace importante entonces realizar la sintonización del NMPC utilizando toda la información obtenida del sistema, garantizando que su desempeño se aplicará para cualquier punto de operación del mismo, sin necesidad de realizar ningún tipo de linealización. Es por tal razón que la sintonización del SIB T-S con CBDM se convierte en un problema de optimización en línea que permita calcular e implementar la acción de control para avanzar al siguiente estado de predicción permitiendo la búsqueda adecuada de los parámetros del modelo y del controlador de forma eficiente.

El propósito es realizar una búsqueda en un amplio rango de valores, mejorando el tiempo de la misma para hallar los valores que generen un mínimo error garantizando un adecuado comportamiento de los parámetros al momento de ser ajustados. Un método de optimización con resultados interesantes en la búsqueda de parámetros en diversas aplicaciones (Audet, 2004; Bagheripour & Asoodeh, 2013; Herrera, Ibeas, de la Sen, Alcántara & Serna-Garcés, 2013; Herrera, Ibeas & de la Sen, 2013; Liu & Zhang, 2006;

Negenborn, Leirens, De Schutter & Hellendoorn, 2009; Torczon, 1997) y que aún no ha sido aplicado en la sintonización de los NMPC, es el método de búsqueda de patrones (PSM) que a diferencia de otros métodos de optimización no requiere de ajustes excesivos evitando el estancamiento en mínimos locales.

Dado que el interés de la investigación son los sistemas no lineales, estos poseen mínimos locales y un mínimo global. Estos sistemas poseen características adecuadas para la aplicación de alternativas de optimización como PSM (Herrera et al., 2013), permitiendo la disminución de manera considerable en el número de pruebas experimentales para hallar los parámetros de sintonización.

### **Método de búsqueda de patrones (PSM).**

Como se definió anteriormente el método de búsqueda de patrones PSM hace parte de las técnicas de optimización de la familia de los algoritmos metaheurísticos. Se requiere de la definición de una matriz o malla según restricciones del proceso o de los parámetros a determinar. La reducción de la malla para acotar la búsqueda del parámetro deseado se da por las restricciones anteriormente mencionadas, lo cual permite la convergencia requerida por el algoritmo. La definición de los parámetros se da de la siguiente manera:

Siendo  $M_0$  una malla con  $\beta \equiv \{x | a \leq x \leq b\}$  donde  $X_0 \in M_0$

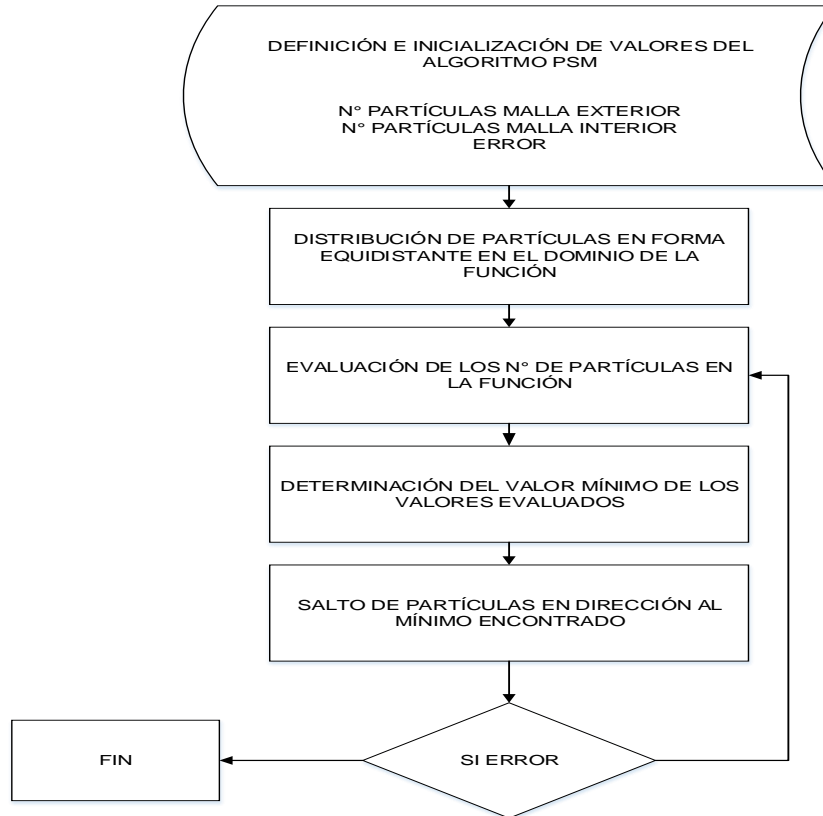
Donde  $X_0 \in M_0$  contiene  $X_0$  y  $2n$  puntos adyacentes a  $X_0$ . La diferencia entre esos puntos y  $X_0$  forman una base positiva máxima para  $R^n$ .

Conforme el algoritmo genera  $X_k \in M_k$ , sea  $X_k \in M_k$ , se define de la misma forma para  $k=0,1,\dots, n$

Se requiere entonces definir un contorno inicial de valores para la búsqueda de los parámetros. Este contorno es definido como una malla exterior en la cual se implantan las condiciones iniciales externas de las mallas definiendo los valores de límite inferior y límite superior que pueden tomar los parámetros variables. Posteriormente se realiza la definición de un contorno interno más pequeño definido como malla interna, la cual no deben superar valores mínimos y máximos de dos puntos equidistantes de las mallas externas de mayor tamaño. Se construyen mallas internas por cada malla de cada

variable. El funcionamiento del PSM se presenta en la Figura xx en donde se indica la estructura de funcionamiento del algoritmo de optimización.

**Figura 1-9:** Estructura general de funcionamiento del algoritmo PSM.



Fuente: Elaboración propia

Según el rango del vector de cada variable, se generan “n” cantidad de variables equidistantes entre el mismo rango, formando la malla. Para cada una de ellas se realiza una encuesta hasta determinar el error mínimo hallado. Se realizan mallas más pequeñas y se realiza de nuevo la encuesta para determinar si se encuentra un nuevo error mínimo. Si esto sucede se cambia por el anteriormente encontrado para conservar un mínimo global. El procedimiento de búsqueda se repite hasta encontrar un mínimo aceptado (Herrera et al., 2013; Tobón, 2015).

Algunas de las propuestas son basadas en reglas heurísticas que señalan algunas pautas para la sintonización del controlador. Las clasificaciones de estas propuestas son: la sintonización fuera de línea, la sintonización en línea, la sintonización con técnicas de

respuesta temporal y con métodos de optimización. Sin lugar a dudas la sintonización de estos parámetros se convierte en un problema de optimización para el cual se han empleado diversas técnicas de optimización. Sin embargo estas propuestas se orientan a aproximaciones a respuestas temporales o parámetros lineales empleando diversos modelos de descripción del proceso (E. Ali & Al-Ghazzawi, 2003; Banerjee & Shah, 1992; Bari, Baoti, & Morari, 2005; Biegler, 2010; Cutler, 1983; Georgiou, 1997; Han et al., 2006; Hinde & Cooper, 1994; Maurath et al., 1988; McIntosh & Shah, 1990; Peyman, 2011; Shridhar & Cooper, 1998; Suzuki et al., 2007; J. H. van der Lee et al., 2008; Vega, 2010).

Para el desarrollo de la propuesta metodológica planteada en este trabajo de investigación se utilizan elementos empleados en trabajos de sintonización tratados en este Capítulo. Se identifica que existen diversos trabajos desarrollados para la sintonización de los NMPC, sin embargo, se nota la ausencia de investigaciones en las cuales el modelo de predicción sea del tipo de inferencia borrosa y en los cuales se utiliza como método de optimización el PSM. Por tal razón se realiza la propuesta para la sintonización de los parámetros de un NMPC empleando un SIB T-S con CBMD empleando PSM. Para la identificación del modelo de predicción adoptado por el NMPC se requiere sintonizar el número de conjuntos borrosos y el valor de los regresores adecuados para la identificación del modelo, posteriormente se sintonizan los parámetros del NMPC como lo son el P, M y los pesos de la FC.

Como se mencionó anteriormente, es de fundamental importancia tener representado el modelo del sistema de la forma más cercana a la realidad debido a que posteriormente será el insumo para las estimaciones de las acciones de control que se generarán y de la cual se tomará la óptima.

En el siguiente capítulo se desarrolla la propuesta metodológica empleando el PSM para la sintonización de un NMPC con SIB T-S y CBMD. La metodología será abordada en dos etapas, una etapa inicial de sintonización del SIB T-S con CBMD para obtener el modelo de predicción utilizado dentro del NMPC. Una segunda etapa enfocada a la sintonización propia del NMPC con su modelo de predicción previamente definido.



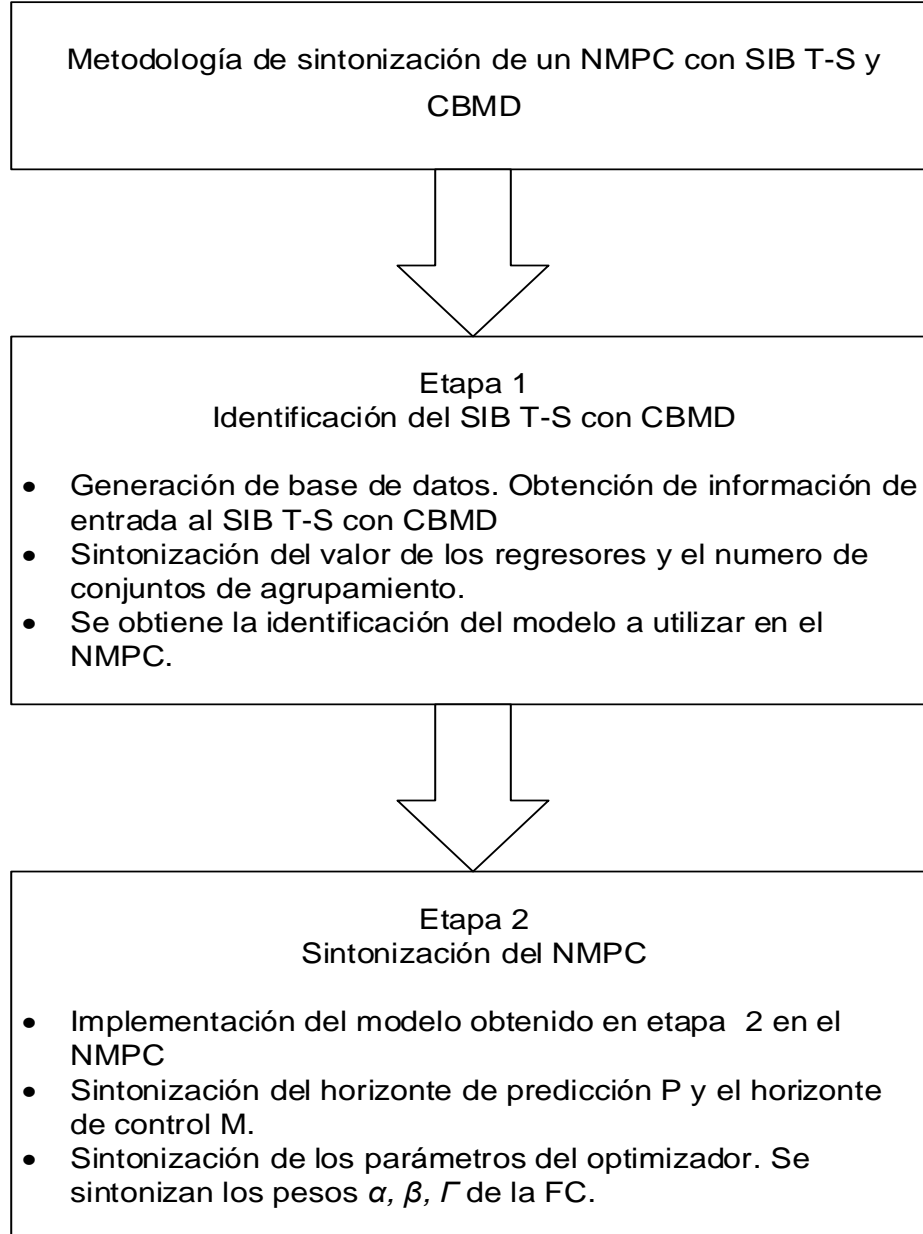
## 1.5 Resumen

En este capítulo se realizó una introducción inicial sobre la estrategia de control MPC, de la cual se desprenden los NMPC. Se identifican las partes que conforman el NMPC donde se destaca el modelo de predicción, el cual puede ser representado de diversas maneras. En este capítulo se profundiza en la representación por medio de los SIB T-S con CBMD, la cual presenta ventajas importantes permitiendo una adecuada reproducción del modelo. Posteriormente se clasifican las estrategias de sintonización de los NMPC en: sintonización en línea y fuera de ella, sintonización por medio de métodos de respuesta temporal y la sintonización utilizando técnicas de optimización. Se identifica las ventajas presentadas por las técnicas de optimización para sintonizar los NMPC, encontrando en un método como el PSM una herramienta con amplias ventajas para este propósito. A continuación, se desarrolla la propuesta metodológica para la sintonización del SIB T-S con CBMD que es el centro de este trabajo de investigación.

## 2. Metodología para la sintonización de MPC y NMPC

Partiendo de la caracterización de los controladores basados en modelo realizada en el Capítulo 1, se realiza una revisión del estado del arte sobre la sintonización de los parámetros de los NMPC. Se hallan elementos transversales en diversas posturas para la sintonización de los NMPC, generando herramientas para el desarrollo de la propuesta metodológica para la sintonización del NMPC con SIB T-S con CBMD. Con base en lo anterior la sintonización de los NMPC puede ser clasificada en estrategias generales de sintonización en línea y fuera de ella, las cuales pueden ser desarrolladas utilizando métodos de respuesta temporal y las técnicas de optimización. Resaltando la importancia del modelo de predicción para los NMPC y su sintonización, evidenciando que pueden ser representados de diversas formas incluyendo los SIB T-S y CBMD que han demostrado ser más flexibles para aplicaciones en procesos químicos industriales.

Por lo anterior se plantea el procedimiento metodológico para la sintonización de un NMPC con SIB T-S y CBMD que se plantea en dos etapas: una primera etapa enfocada a determinar los parámetros adecuados para el SIB T-S con CBMD que permite la identificación del modelo a utilizar por el controlador, y una segunda etapa se enfoca en la búsqueda de los parámetros propios del controlador  $P$ ,  $M$  y los pesos  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\Gamma$ , como se muestra en la Figura 2-1. Se utiliza la base de datos generada inicialmente como insumo para obtener el modelo de predicción del controlador, logrando que el NMPC tenga un desempeño adecuado en cualquier punto de operación en el que se encuentre.

**Figura 2-1:** Etapas de la metodología de sintonización de un NMPC.

Fuente: Elaboración propia

## 2.1 Etapa 1: Identificación del SIB T-S con CBMD

La primera etapa de la metodología propuesta tiene como objetivo la identificación del SIB T-S con CBMD, para lo cual se debe partir de los datos de entrada generados para posteriormente realizar la búsqueda de los parámetros adecuados de sintonización. Los pasos para este desarrollo se presentan a continuación.

**1. Generación de base de datos.** Se realiza la generación de una base de datos de información. Partiendo de un modelo semifísico de base fenomenológica que describe la dinámica del proceso, se generan datos de la entrada permanente excitada para la variable manipulada que de ser necesario se puede modificar para excitar variables adicionales. Se obtiene el comportamiento de los estados y la salida que propicia la identificación del sistema. Se cargan los datos divididos en una base de datos para la identificación y una base de datos para la validación. La generación de la base de datos realizada en lazo abierto sirve como entrada para el paso dos.

**2. Normalización de datos.** La normalización de los datos de entrada y salida del sistema se realiza para cambiar de unidades de ingeniería de las variables utilizadas en el proceso para la interpretación del sistema en un intervalo entre cero y uno.

$N_{min}$ : valor mínimo del vector normalizado

$N_{max}$ : valor máximo del vector normalizado

$X_{min}$ : valor mínimo del vector  $X$

$X_{max}$ : valor máximo del vector  $X$

$X$ : vector a normalizar

$K$ : resolución

$XN$ : valor normalizado

$$K = \frac{(N_{min} - N_{max})}{(X_{min} - X_{max})} \quad XN = ((X - X_{min}) + K) + N_{min} \quad (2.1)$$

**3. Implementación de algoritmo de búsqueda de patrones PSM.** Por medio del algoritmo de optimización implementado en el software de simulación se realiza la estimación de los parámetros para la sintonización del SIB T-S con CBMD. Los parámetros estimados serán el número de conjuntos borrosos y el número de regresores de las variables del proceso. La estimación se realiza a partir de la información de la base de datos y los siguientes pasos desarrollados por medio del PSM.

- **Definición de mallas exteriores.** Se requiere definir un contorno inicial de valores para la búsqueda de los parámetros. Este contorno es definido como una malla

exterior en la cual se implantan las condiciones iniciales externas de las mallas para el número de conjuntos borrosos y para el número de regresores de cada variable.

Cada malla exterior  $M_{g_n}$  es definida por  $Q$  variables equidistantes y  $n$  valores de las variables de la malla interior.

$$M_{g_n} = [Q_1 \ Q_2 \ Q_3 \ Q_4 \ \dots \ Q_n]$$

$$Q_1 < Q_2 < Q_3 < Q_4 < \dots < Q_n \quad (2.2)$$

- **Condiciones iniciales de malla para determinar el número de grupos borrosos.** Se realiza la definición de las condiciones iniciales de la malla asociada al número de grupos borrosos. En la búsqueda de obtener un modelo aceptable para emplear en el NMPC, se utiliza una partición implícita del antecedente que proporciona un modelo más compacto como sucede con los CBMD (Alvarez & Peña, 2004). Generalmente para el desarrollo del agrupamiento de reglas básicas se debe definir una matriz con los vectores de entrada y los vectores de salida, los cuales posteriormente permiten la formación de un grupo borroso de elementos en los que a cada vector se le asigna un valor de pertinencia entre 0 y 1 para cada uno de los grupos borrosos. Después de haber realizado el agrupamiento borroso se debe encontrar el valor del número de conjuntos borrosos requeridos para la identificación del modelo. Existen entonces diversas posibilidades para la obtención del número de conjuntos borrosos de entrada.

Una de las alternativas para esto es realizar una proyección de los grupos resultantes de la proporción borrosa que aparece en el antecedente de la regla sobre cada variable de entrada. Al aplicar un método de agrupamiento resulta un centro por cada grupo borroso (Isaza, 2012a). Debido a que la aparición de los centros surge para la determinación de la función de pertenencia, se considera que los múltiples centros de un grupo dan origen a subgrupos.

La propuesta de Takagi & Sugeno (1985) propone un número de dos conjuntos borrosos por cada variable. Para optimizar esta propuesta se emplea el PSM, que permite el análisis de un rango más amplio de valores con la definición adecuada de la malla. Por tal razón se define entonces dicha malla en un intervalo con valor inicial entero de 1

hasta un número entero que puede ser hasta de treinta veces el número de conjuntos propuestos por los autores.

El valor de treinta se propone basado en la obtención de resultados aceptables (Peña, di Sciasco, & Carelli, 1998) donde se observa que al aumentar el número de conjuntos el error disminuye y con el ánimo de abarcar el número de conjuntos propuestos en (Pedrycz, 1984; Tong, Beck, & Latten, 1980) para realizar la identificación de estructuras de modelo borroso tipo Takagi Sugeno. Este valor se define buscando que no se genere una aparición excesiva de subgrupos y un procesamiento excesivo al momento de realizar el agrupamiento, permitiendo conocer el comportamiento en un espectro considerable de conjuntos teniendo en cuenta que un número excesivo de ellos puede presentar sobreajustes.

- **Condiciones iniciales de malla para determinar el número de regresores de las variables.** Se realiza la definición de las condiciones iniciales de las mallas de los valores de regresión para cada variable de entrada. Las variables se vinculan con los regresores con los que se identifica el SIB T-S en relación con el número de CBMD condicionado en la malla anterior. El algoritmo identifica y valida el regresor de los estados predichos, donde  $p$ ,  $q$ ,  $r$ ,  $s$  y  $v$  son el número máximo de regresiones que puede tomar cada variable en el algoritmo como se muestra en la ecuación 2.3.

$$X = [u(k-p), \dots, u(k-1), d(k-q), \dots, d(k-1), y(k-r), \dots, y(k-1), \hat{x}^2(k-s), \dots, \hat{x}^2(k-1), \hat{x}^1(k-v), \dots, \hat{x}^1(k-1)] \quad (2.3)$$

Para conservar la uniformidad de las mallas entre el CBMD y los regresores, se define entonces la malla con valores iniciales enteros entre 1 y el valor máximo de la malla conformada para hallar el número de grupos. Esto permite garantizar una relación uno a uno para un amplio número de iteraciones con las que se realiza la búsqueda exhaustiva del valor de los regresores que generan el valor mínimo deseado.

- **Definición de mallas interiores.** Se realiza la construcción de las mallas de búsqueda más pequeñas. Se construye una malla interna por cada malla externa de cada variable, las cuales no deben superar valores mínimos y máximos de dos puntos

equidistantes de las mallas grandes conformadas por las  $Q$  variables. La estructura de la malla se presenta de igual forma a la malla externa así:

$$M_{P_m} = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4 \ \dots \ q_m] \quad (2.4)$$

Condiciones iniciales de las mallas interiores. Se definen los valores límites iniciales tanto para la malla interior asociada a la malla que determina el número de grupos borrosos, como para la malla interior asociada a la malla que determina el valor de los regresores de cada variable. Para conservar la equidistancia de puntos intermedios de la malla externa, que garantiza una búsqueda óptima de los mínimos locales, se deben definir los límites superior e inferior en igual valor a su proporcional en la malla exterior.

**4. Evolución e Identificación paramétrica de valores.** Después de realizar la definición de la malla de valores externa  $M_{g_n}$  con las condiciones iniciales o restricciones pertinentes y la definición de la malla de valores interna  $M_{P_m}$ . Se procede a determinar el valor mínimo local buscado para cada parámetro. El algoritmo distribuye las partículas de forma equidistante en el dominio de la función. Se evalúa el número de partículas de la función determinando el valor mínimo de error con los valores evaluados. El error es determinado por medio del criterio de desempeño integral del error cuadrático ICE que es adecuado para la evaluación de la sintonización del SIB T-S, debido a que se requiere que el modelo identificado reproduzca de la manera más acertada la planta real (modelo fenomenológico), es decir que se busca un mínimo error dejando en segundo plano el tiempo de procesamiento. El valor mínimo de error se convierte en el centro de las mallas internas, realizando secuencialmente una encuesta haciendo así una búsqueda refinada de valores en donde se realiza el salto de la partícula.

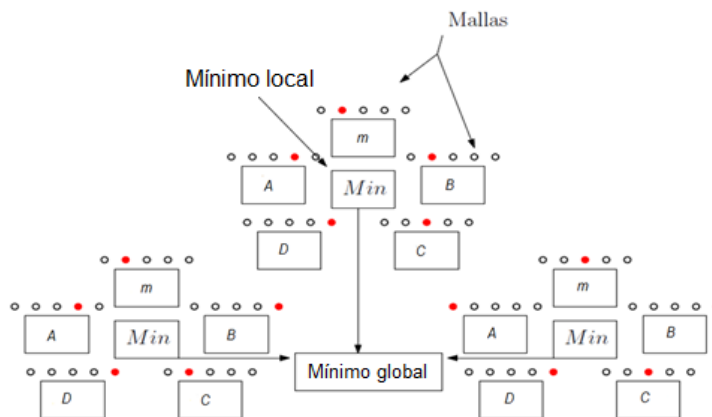
Al momento de hallarse un nuevo mínimo, este será reemplazado por el mínimo global de dicha malla y se almacenan los valores de las variables asociados al mínimo encontrado. El valor mínimo local buscado  $Q_2$  se determina con la relación de los valores de la malla externa y la malla interna. La malla interna se define con una relación como se muestra en la ecuación (2.5):

$$q_1 < q_2 < q_3 < q_4 < \dots < q_m$$

$$q_1 > Q_1 \wedge q_m > Q_3 \quad (2.5)$$

Al momento de la ejecución de cada iteración se realiza una reducción de las mallas externas como internas, repitiendo el procedimiento hasta lograr un valor de error deseado. En cada iteración de no encontrarse un valor mínimo al anterior, se conserva el valor de la variable con la cual se encontró el último valor óptimo. Siendo  $m$  el número de conjuntos borrosos que se asocia al número de regresores para cada variable del proceso denominadas como  $A, B, C, D$ . En la Figura 2-2 se presenta la siguiente estructura para la búsqueda de los valores de sintonización. Donde  $m$ : número de conjuntos borrosos,  $A$ : número de regresores para la variable  $A$ ,  $B$ : número de regresores para la variable  $B$ ,  $C$ : número de regresores para la variable  $C$ ,  $D$ : número de regresores para la variable  $D$ .

**Figura 2-2:** Estructura de búsqueda con PSM de los valores para la sintonización del SIB T-S con CBMD.



Fuente: Elaboración propia

Finalmente, en esta etapa se determina el valor del número de conjuntos borrosos y de regresores adecuados para la obtención de una óptima identificación del modelo. Se conforman los regresores de la forma  $r(k-n)$  para cada variable. Posteriormente se construyen los vectores generados con la información de los estados de regresión en el



formato deseado. Se observa el comportamiento en el diagrama de evolución correspondiente.

**5. Sintonización de valores y análisis de desempeño.** La sintonización para identificar el modelo se realiza con los valores hallados y definidos como apropiados cuando entregan un valor de error mínimo determinado en el paso 4 de la metodología apoyados en el diagrama de evolución obtenido con el PSM. El propósito es valorar su rendimiento para determinar que es el modelo adecuado a utilizar en el NMPC. Dicha valoración se realiza por medio de índice de desempeño y de comparación gráfica entre los datos reales y los datos estimados. Se determina con el conjunto de datos de la base destinados para la validación.

## 2.2 Etapa 2: Sintonización del NMPC

El método propuesto para la sintonización del NMPC parte de utilizar el modelo identificado por medio del SIB T-S con CBMD, que se convierte en el modelo de predicción del controlador, conservando la información del proceso en un amplio rango de condiciones de operación. Como se planteó anteriormente el problema de sintonización se resuelve empleando una técnica de optimización que realiza una búsqueda automática de forma secuencial como se hizo en la sintonización del SIB T-S con CBMD. A continuación, se plantean los siguientes pasos metodológicos para la sintonización del NMPC.

1. **Implementación del modelo.** El modelo obtenido por medio de la sintonización del SIB T-S con CBMD se convierte en el modelo de predicción del NMPC. Dicho modelo al ser construido con la base de datos inicial, posee toda la información que requiere el sistema sin necesidad de ser modificado o redefinido en la etapa de identificación por medio del SIB T-S con CBMD que se ejecuta solo una vez. La información del modelo identificado es aportada al controlador para determinar los valores de  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$ .

2. **Implementación de algoritmo búsqueda de patrones PSM.** Por medio del algoritmo de optimización implementado en el software de simulación se realiza la estimación de los parámetros para la sintonización del NMPC. La estimación se realiza a

partir de la información obtenida con el modelo previamente sintonizado y los siguientes pasos desarrollados por el PSM.

- **Definición de mallas exteriores.** Se requiere definir unas condiciones iniciales de valores para la búsqueda de los parámetros. Se define una malla exterior en la cual se implementan los valores iniciales externos para hallar posteriormente los valores de  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$ . Se definen el número de mallas proporcionales a los parámetros de búsqueda, las cuales deben encontrarse equidistantes entre sí. En esta etapa es aplicado el PSM de la misma forma en la que se utilizó para la búsqueda de parámetros del SIB T-S.

Donde:  $M_{g_n} = [Q_1 \ Q_2 \ Q_3 \ Q_4 \ \dots \ Q_n]$

Siendo  $Q_1 < Q_2 < Q_3 < Q_4 < \dots < Q_n$  (2.6)

Se definen las mallas de los parámetros  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$  en el mismo orden, cumpliendo las restricciones descritas a continuación.

**Condiciones iniciales de la malla para determinar el valor de  $P$ .** El  $P$  debe conservar unos estándares en la proporcionalidad de sus valores para garantizar la estabilidad del sistema. Dicha proporcionalidad es asociada con una relación aproximada de doce a uno entre el  $P$  y el  $M$ , donde el  $P$  debe ser mayor o igual al  $M$  en valores aproximados a esta proporción. De esta forma se obtienen óptimos resultados para sistemas que poseen tiempos muertos pequeños y periodos de muestreo con valores más amplios (Clarke & Mohtadi, 1987; Nagrath et al., 2002; Wojsznis et al., 2003; Yamuna & Unbehauen, 1997). Por tal razón se propone que la malla sea inicializada en un valor mínimo de 1 y con valores máximos de 30, conservando las proporcionalidades anteriormente mencionadas para evitar incertidumbres e inestabilidades aportadas por  $P$ .

Para el NMPC:

$$\min_{u(k/k), \dots, u(k+P-1/k)} FC[y(k), u(k)]$$

Con

$$FC[y(k), u(k)] = \sum_{i=P_1}^{M_1} \alpha_i \left( y_{r_{sf}}(k+i) - \hat{y}(k+i/k) \right)^2 + \sum_{i=P_2}^{M_2} \beta_i [\Delta u(k+i-1)]^2 + \sum_{i=P_3}^{M_3} \Gamma_i [\Delta \hat{y}(k+i/k)]^2 \quad (0.7)$$

Se tiene que FC dado en la ecuación (2.2) satisface condiciones de estabilidad de Lyapunov si  $P$  cumple con la diferencia proporcional anteriormente mencionada (Rojas, 2004). Algunos trabajos de investigación plantean que la obtención adecuada de la dinámica del sistema requiere de altos valores del horizonte de predicción. Sin embargo, estos altos valores generan incertidumbre al controlador. Por lo que recomiendan horizontes de predicción cortos con diferencias entre 20 a 50 valores (Suzuki et al., 2007; Wojsznis et al., 2003).

**Condiciones iniciales para el valor  $M$ .** El parámetro asociado al horizonte de control  $M$  se inicializa en un valor constante de 1 que ha presentado resultados aceptables y adicionalmente alivia el procesamiento que se desarrolla al aplicar el PSM. Se debe garantizar que el valor de  $M$  sea entero debido a que con él se proporcionan los grados de libertad en la selección de futuros controles. Existen diversas propuestas para hallar el valor del  $M$ , donde se plantea que para sistemas estables se utilice un valor menor al de  $P$  (Genceli & Nikolaou, 1993; Lee & Yu, 1994; Trierweiler & Farina, 2003).

Otros trabajos con buenos resultados proponen sintonizar a  $M$  con un valor de uno, o inicializar el controlador con  $M=P$ , lo cual reduce al mínimo la varianza del controlador (Banerjee & Shah, 1992; Clarke & Mohtadi, 1987; McIntosh et al., 1989, 1991; Yamuna & Unbehauen, 1997).

**Condiciones iniciales de la malla para determinar el valor de  $\alpha$ .** Las condiciones iniciales de esta malla deben ser inicializadas en un valor pequeño que puede ser decimal y deben ser finalizadas en un valor entero alto para aprovechar las ventajas de velocidad e iteración al momento de las convoluciones generadas que ofrece el PSM. La sintonización del peso asociado a la penalización del error de predicción es de fundamental importancia en el proceso de convergencia de la FC.

Por tal razón debe de ser el valor más grande de los tres pesos lo que indica que dicho error es el factor más importante dentro de la FC.

En muchos casos, para la sintonización de este factor se presentan óptimos resultados para sistemas no lineales empleando valores relativamente altos para una acción de

entrada rápida que lleva a conseguir el set point deseado de forma más veloz (Nagrath et al., 2002; Rowe & Maciejowski, 2000; Trierweiler & Farina, 2003; Wojsznis et al., 2003; Yamuna & Unbehauen, 1997).

**Condiciones iniciales de la malla para determinar el valor de  $\beta$ .** El peso asociado a la penalización de la acción de control también es definitivo en el resultado final del comportamiento de controlador.

Es recomendable que este peso sea menor que el valor de sintonización de  $\alpha$ . La sintonización  $\beta$  se realiza asignándole un valor con la décima parte del valor del peso  $\alpha$ .

Esto se plantea dado que experimentalmente como ocurre con el P y M se observan resultados interesantes en la sintonización de este parámetro con relaciones proporcionales de 1 a 10 siendo el menor valor el asignado al  $\beta$  y el mayor valor asignado al parámetro  $\alpha$  (Clarke & Mohtadi, 1987; Hinde & Cooper, 1994; Maurath et al., 1988; Rawlings & Muske, 1993).

La malla se propone con la misma dimensión de la malla de  $\alpha$ , conformándose con valores iniciales y finales en  $\alpha/10$ . Si la FC se compone por dos factores asociados a  $\alpha$  y  $\beta$ , se recomienda otorgar el mismo grado de penalización por lo que las condiciones de la malla serán  $\beta = \alpha$ .

**Condiciones iniciales de la malla para determinar el valor de  $\Gamma$ .** Es abierta la posibilidad de incluir términos en el FC, es el caso del término asociado a la salida predicha y su respectivo peso.

La minimización de este término es importante al momento de buscar la disminución de las oscilaciones en la salida, buscando una respuesta lo más suave posible. Particularmente este peso es importante si el deseo es penalizar los movimientos bruscos de la salida predicha (Isaza, 2012b).

Para los casos de estudio la disminución de las oscilaciones puede realizarse también modificando algunos parámetros del método de optimización OER, sin embargo, esto es un planteamiento para trabajos futuros.

Por ahora el interés inicial es disminuir el error, razón por la cual el peso asociado a este término puede definirse con un valor igual o mucho menor que el peso  $\beta$  o bien darle un valor de 0 si el comportamiento del controlador es aceptable para la aplicación.

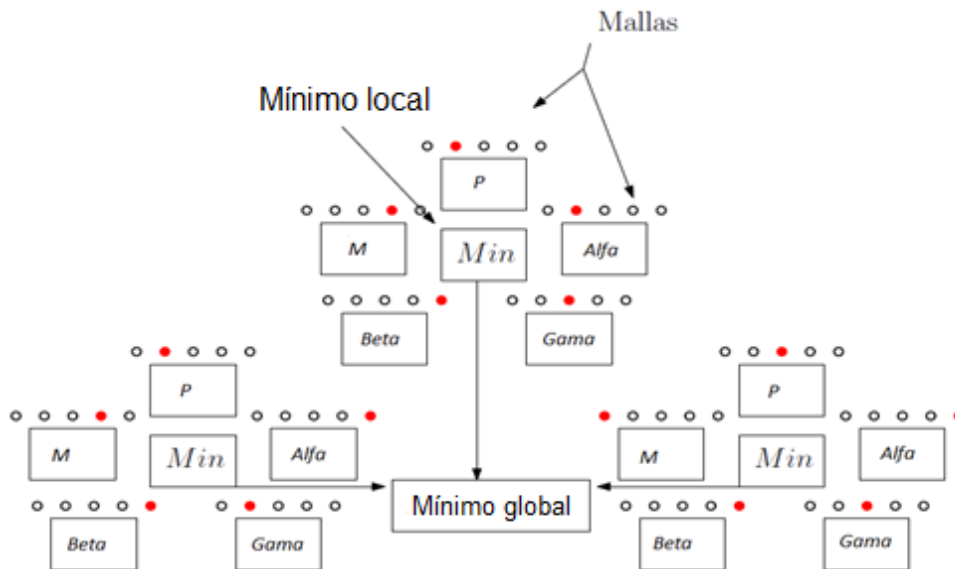
- **Definición de mallas interiores.** Se realiza la construcción de las mallas interiores de búsqueda más pequeñas. Se construye una malla interna por cada malla externa de cada variable, las cuales no deben superar valores mínimos y máximos de dos puntos equidistantes de las mallas grandes conformadas por las  $Q$  variables. La estructura de la malla se presenta de igual forma a la malla externa así:

$$M_{P_m} = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4 \ \dots \ q_m] \quad (2.8)$$

**Condiciones iniciales de las mallas interiores.** De igual forma que en la sintonización del SIB T-S con CBMD se definen los valores límites iniciales de estas mallas conservando la equidistancia de puntos intermedios de la malla externa, que garantiza una búsqueda óptima de los mínimos locales, con los límites superior e inferior en igual valor a su proporcional en la malla exterior.

3. **Evolución e Identificación paramétrica de valores.** Después de realizar la definición de la malla de valores externa  $M_{g_n}$  y la malla de valores interna  $M_{P_m}$ , se procede a determinar el valor mínimo local buscado para  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$ . De forma similar a la desarrollada para la sintonización del SIB T-S con CBMD, el algoritmo de optimización se encarga de determinar el valor mínimo de error con los valores evaluados. El error es determinado por medio del criterio de desempeño integral del error cuadrático por el tiempo ICET que es adecuado para la evaluación de la sintonización del NMPC debido a que penaliza los errores y adicionalmente se tiene en cuenta el factor tiempo para obtener información sobre la respuesta temporal. El valor mínimo de error se convierte en el centro de las mallas internas, realizando secuencialmente una encuesta haciendo así una búsqueda refinada de valores en donde se realiza el salto de la partícula. Con la distribución de las partículas se toma como centro el valor mínimo de las mallas internas. Se realiza la reducción de las mallas externas e internas hasta lograr el mínimo deseado. Se presenta la siguiente estructura para la búsqueda de los parámetros de sintonización que son visualizados en el diagrama de evolución de la Figura 2-3 para cada parámetro del NMPC con CBMD.

**Figura 2-3:** Estructura de búsqueda con PSM de los valores para la sintonización del NMPC con CBMD.



Fuente: Elaboración propia

4. **Sintonización de valores y análisis de desempeño.** Se aplican los valores de los parámetros que permitieron obtener el mínimo global al NMPC. Se valora su rendimiento por medio de índices de desempeño que determinan el comportamiento de la variable a controlar. Los índices de desempeño sirven como herramienta para determinar el comportamiento del controlador y en muchos casos los tiempos de procesamiento que son relevantes para determinar la carga computacional del sistema.

## 2.3 Resumen

En este capítulo se realiza la propuesta metodológica para la sintonización de un NMPC con SIB T-S y CBMD. Se presentan las dos etapas de sintonización del NMPC, partiendo inicialmente de la generación de la información de entrada que es definida como la base de datos. Posteriormente se procede al desarrollo de la primera etapa de sintonización enfocada en el SIB T-S con CBMD. En esta etapa de la metodología se realiza empleando el PSM la búsqueda del número de

conjuntos de agrupamiento y el número de regresores utilizados para identificar el modelo. En la segunda etapa de la metodología se utiliza el modelo anteriormente obtenido, como modelo de predicción del NMPC y se procede a sintonizar los parámetros  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$  de forma similar a la desarrollada en la primera etapa. La sintonización del NMPC de esta forma permite utilizar toda la información de entrada sin necesidad de realizar ningún tipo de linealización en puntos de operación en especial. A continuación, en el capítulo tres se desarrolla la aplicación de esta propuesta a dos casos de estudio en particular evaluando el desempeño de los controladores utilizando la metodología descrita anteriormente para inicialmente hallar un modelo de predicción adecuado y posteriormente sintonizar los parámetros del NMPC.





### **3. Evaluación de metodología para la sintonización del NMPC con SIB T-S y CBMD**

Los procesos industriales cuentan con estrategias de control de preferente aplicación como lo son los PID. Dichas estrategias, aunque no presentan un adecuado comportamiento para aplicaciones no lineales, si se aplican industrialmente de forma recurrente permitiendo la aparición de errores permanentes en los procesos. Por tal razón es importante la aplicación de otras estrategias de control que permitan corregir dichos errores. Los NMPC se presentan como una alternativa con amplio campo en el sector industrial en aplicaciones del sector químico donde se da la aparición de no linealidades.

Esta estrategia de control tiene en la representación del modelo una etapa relevante, por lo que una alternativa como los SIB T-S en combinación con los CBMD presenta un buen comportamiento al momento de ser implementada.

En este capítulo se efectúa la aplicación de la propuesta metodológica para la sintonización de un NMPC con SIB T-S y CBMD en dos casos de estudio. El desempeño de los controladores se evalúa por medio de índices de desempeño aplicados al sintonizar los NMPC con SIB T-S y CBMD con diversas propuestas. A continuación, se contextualiza sobre cada uno de los casos de estudio sobre los cuales se va a actuar. Posteriormente se desarrollan los pasos definidos para la sintonización del SIB T-S con CBMD. Finalmente se aplican los pasos definidos para la sintonización del NMPC. Se realiza la sintonización con técnicas propuestas por diversos autores, que se utilizan para la comparación al momento de la evaluación del desempeño del controlador ajustado por medio de la metodología propuesta.

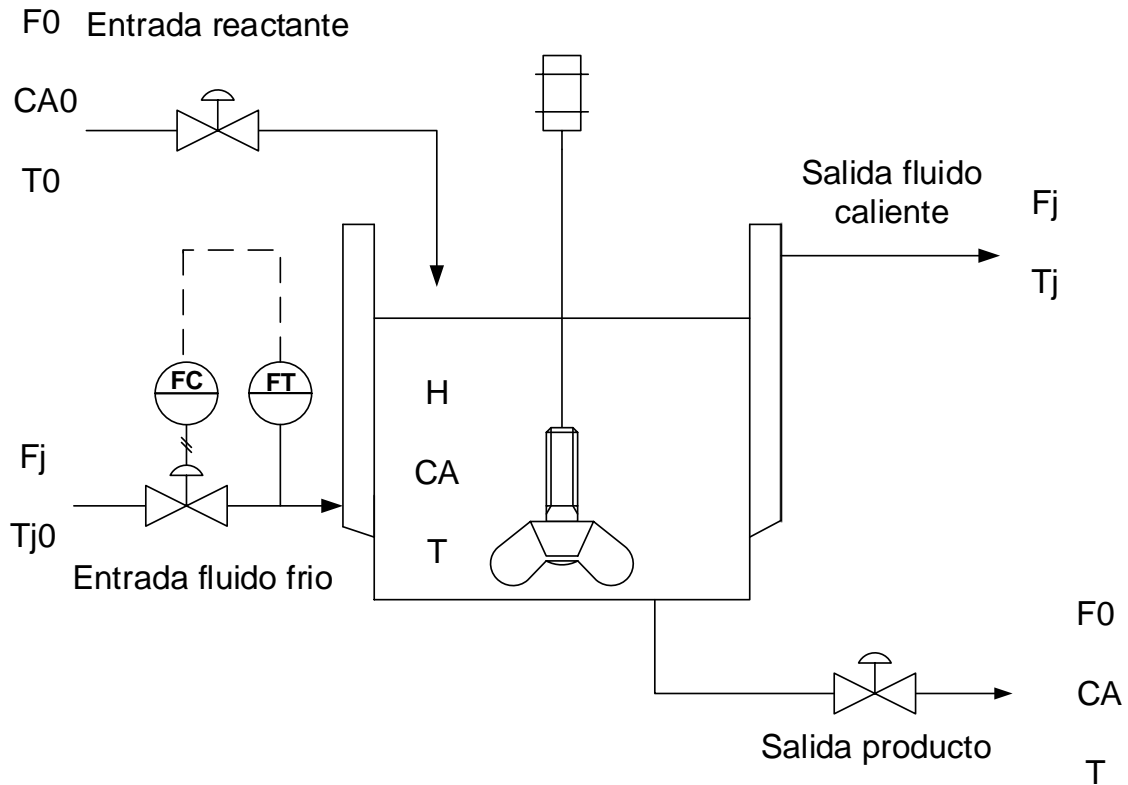
### 3.1 Caso de estudio: Tanque reactor continuamente agitado CSTR

El primer caso de estudio es un tanque reactor continuamente agitado CSTR. En este proceso se realiza el control de la concentración del reactivo manipulando las temperaturas de la chaqueta y del reactor. Para tal fin se tienen en cuenta consideraciones como:

- Un reactivo A y una reacción de primer orden.
- El reactivo y el producto se encuentran en fase líquida.
- La transferencia de calor del tanque a la chaqueta se presenta en forma uniforme e ideal.
- La densidad y la capacidad calorífica de la mezcla permanecen constantes

La concentración del reactivo definida como  $C_A$ , la temperatura de la chaqueta  $T_J$  y la temperatura del reactor  $T$ , son los estados de interés para este trabajo. La relación de estos estados, se da con una incidencia directa del comportamiento entre las temperaturas de la chaqueta, el reactor sobre el comportamiento de la concentración. El CSTR cuenta con una agitación permanente y constante, donde los reactivos involucrados deben permanecer un tiempo determinado para garantizar un producto final a satisfacción. En una primera etapa del proceso, se da origen a la formación del producto en donde se realiza la extracción del calor por medio de la chaqueta del reactor. En la Figura 3-1 se tiene la representación del CSTR se involucra un lazo de control en el cual se tiene como variable manipulada el caudal de entrada a la chaqueta  $T_{Jo}$  y la temperatura en el reactor  $T$ , que son variables medibles. La variable controlada es la concentración  $C_A$ .

**Figura 3-1:** Representación de un Tanque Reactor Continuamente Agitado CSTR.



Fuente: Elaboración propia

**El modelo del proceso es la representación de la dinámica del mismo.** Entrega un conocimiento formalizado del sistema basado en ecuaciones diferenciales que lo clasifica como del tipo fenomenológico. La modelación para los CSTR es tratada en diversas investigaciones (Bouskova, Dohanyos & Schmidt, 2005; Chen, Kremling, & Allgower, 1995; Ge, Hang & Zhang, 1999) en donde se describe el comportamiento del sistema por medio de ecuaciones asociadas a los estados del mismo como se muestra a continuación:

$$V \frac{dC_A}{dt} = F_0(C_{A0} - C_A) - V k C_A \tag{3.1}$$

$$\rho C_p V \frac{dT}{dt} = \rho C_p F_0(T_0 - T) - \lambda V k C_A - UA(T - T_j) \tag{3.2}$$

$$\rho_j C_{pj} V_j \frac{dT_j}{dt} = \rho_j C_{pj} F_j(T_{j0} - T_j) + UA(T - T_j) \tag{3.3}$$

$$\text{Siendo } k = \alpha \exp\left(-\frac{E}{RT}\right) \quad (3.4)$$

Cada uno de los factores de la ecuación es definido así:

$C_{A0}$ : concentración inicial del reactante.

$F_0$ : flujo de alimentación del reactor.

$F_j$ : flujo volumétrico de alimentación de la chaqueta.

$C_A$ : concentración final del reactante.

$V$ : volumen de la mezcla.

$V_j$ : volumen de la chaqueta.

$k$ : velocidad de reacción específica.

$\rho_j$ : densidad del líquido dentro de la chaqueta.

$T_{j0}$ : temperatura de entrada a la chaqueta.

$T_j$ : temperatura de la chaqueta.

$\alpha$ : factor pre-exponencial.

$E$ : energía de activación.

$R$ : constante universal de los gases.

$T$ : temperatura dentro del reactor.

$UA$ : factor de relación del coeficiente de transferencia de calor, el calor exotérmico de relación con respecto a la densidad del líquido dentro de la chaqueta, la capacidad calórica del líquido dentro de la chaqueta y el volumen de la misma.

$C_p$ : capacidad calórica promedio de la mezcla reaccionante.

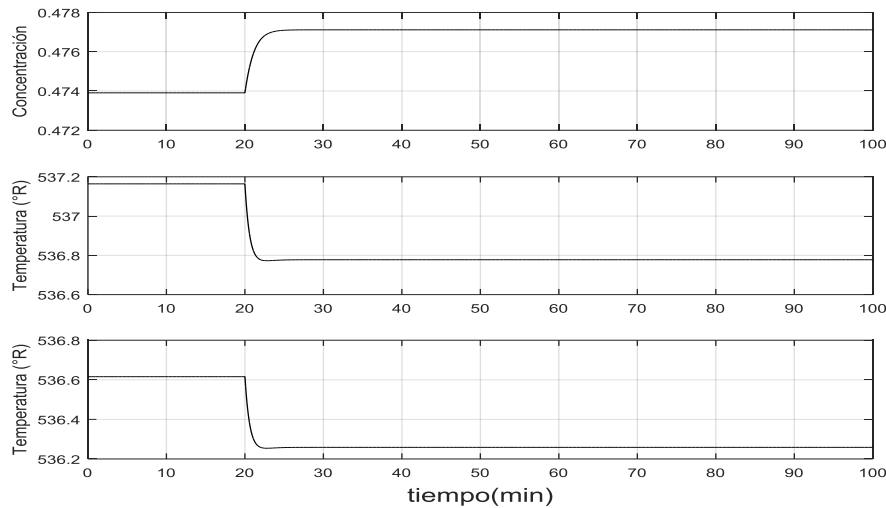
Los parámetros principales presentan los siguientes valores de operación y diseño para su funcionamiento según (Guerra, 2008).

**Tabla 3-1:** Valores de variables del modelo CSTR

Parámetro	Valor	Unidades	Parámetro	Valor
$F_0$	40	$ft^3/h$	$\lambda$	-30000 BTU/mol
$C_{A0}$	0.50	$mol/ft^3$	$A$	250 $ft^2$
$V$	48	$ft^3/h$	$T_{j0}$	530 R
$F_j$	49.9	$ft^3/h$	$T_0$	530 R
$R$	1.99	BTU/mol*R	$C_{pj}$	1.0 BTU/lb-R
$V_j$	3.85	$ft^3$	$C_p$	0.75 BTU/lb-R
$\alpha$	7.08E10	1/h	$\rho_j$	62.3 $lb/ft^3$
$E$	30000	BTU/mol	$\rho$	50 $lb/ft^3$
$U$	150	BTU/h- $ft^2$ - R		

Fuente: Elaboración propia

Se inicializa el sistema con los siguientes valores en estado estacionario correspondientes a un punto de equilibrio del CSTR: concentración  $C_A = 0.4739$   $mol/ft^3$ , temperatura del reactor  $T = 537.1641R$  y la temperatura de la chaqueta  $T_j = 537.6157R$ . Estos valores son muy similares debido a su relación directamente proporcional. La variable controlada es la concentración  $C_A$  que presenta una respuesta dinámica con una tolerancia de  $\pm 10\%$ . La variable manipulada es el caudal de entrada a la chaqueta, que incide directamente en la temperatura en la misma  $T_j$ , presentando una relación directa sobre la temperatura del reactor  $T$ . El comportamiento de las variables se presenta en la Figura 3-2 donde la respuesta a un escalón de magnitud diez aplicado en un tiempo de 18 minutos. La respuesta de la concentración en la gráfica superior, la respuesta de la temperatura del reactor en la gráfica central y la respuesta de la temperatura de la chaqueta en la gráfica inferior.

**Figura 3-2:** Simulación del modelo utilizando MATLAB.

Fuente: Elaboración propia

#### ▪ Sintonización NMPC con SIB T-S y CDMB Caso uno

La sintonización del SIB T-S con CBMD requiere de la obtención del número de regresores a utilizar, al igual que el número de conjuntos borrosos que se desean trabajar. Como en proyectos en los cuales se obtuvieron resultados aceptables en la búsqueda de parámetros utilizando un algoritmo de optimización PSM (Herrera, Ibeas, & de la Sen, 2013; Tobón, 2015), se realiza la búsqueda del valor de regresor con el fin de determinar el desempeño con cada valor.

Con cada regresor se identifica el comportamiento en cada valor de  $m$  que se considera como el número de CBMD empleados para realizar una validación. La sintonización se realiza partiendo de la elaboración de una fase de experimentación en donde se determina el mínimo error realizando la combinación de valores en los regresores de las variables.

Por medio de la construcción del gráfico de evolución generado por el PSM se relaciona el valor del regresor de la variable más significativa y la combinación de los regresores de las demás variables, determinando el error particular para cada prueba. Las etapas de sintonización son aplicadas a continuación para el caso CSTR y para el caso de alcalinización de jugo de caña de azúcar.

A continuación, se aplican los pasos planteados en el Capítulo 2 para la sintonización del SIB T-s con CBMD.

### **Etapa 1: sintonización del SIB T-S con CBMD**

#### **1. Generación de base de datos.**

Se genera una base de datos de identificación y otra de validación con una señal de secuencia binaria pseudo aleatoria (PRBS) que hace las veces de entrada. Se tiene como punto de partida las ecuaciones del modelo fenomenológico que posteriormente permiten obtener el comportamiento de los estados y la salida. Para esta generación el sistema se tiene como entrada un tren de estímulos con escalones permanentemente excitantes. Estos escalones son la representación del flujo de entrada del reactivo denominado como  $F_0$  y del flujo de entrada de la chaqueta  $F_j$ , los cuales inciden directamente en las demás variables del proceso que se muestran en la Tabla 3-2.

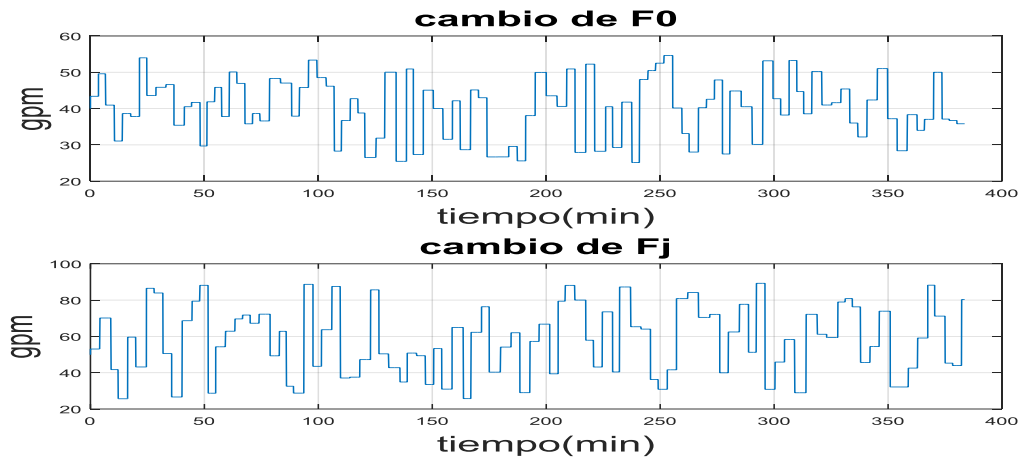
**Tabla 3-2:** Variables de entrada y salida del proceso

<b>Variable del proceso</b>	<b>Variable para el modelo</b>
Flujo de la chaqueta ( $F_j$ )	Variable manipulada ( $u$ )
Flujo de entrada del reactivo ( $F_0$ )	Perturbación medida ( $d$ )
Concentración del reactivo ( $C_A$ )	Variable controlada ( $y$ )
Temperatura de reactor ( $T$ )	Primer estado ( $x_1$ )
Temperatura de la chaqueta ( $T_j$ )	Segundo estado ( $x_2$ )

Fuente: Elaboración propia

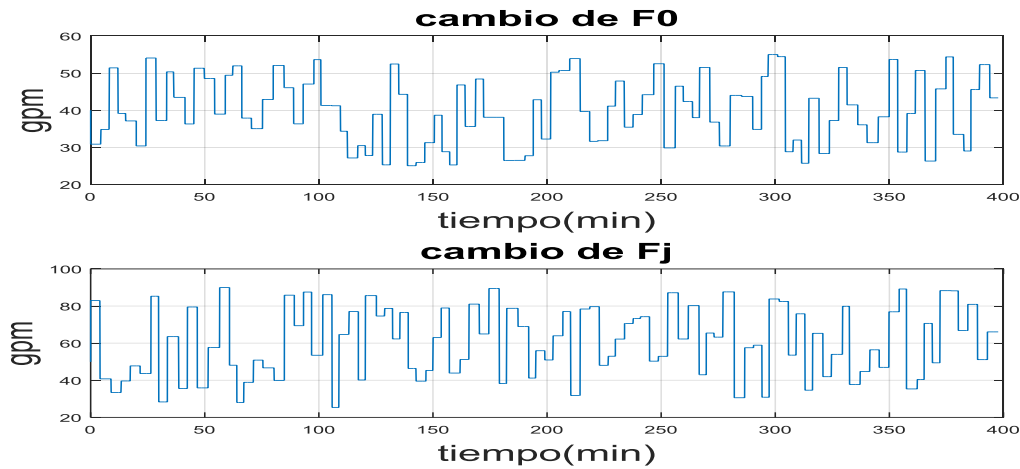
La generación de la base de datos se elabora para el flujo de entrada del sistema y el flujo de entrada de la chaqueta. Empleando el 50% de los datos de la base generada para la identificación y el 50% restante para la validación, se obtienen las gráficas representadas en las Figuras 3-3 y 3-4.

**Figura 3-3:** Señales de entrada persistentemente excitantes (datos de identificación): Flujo de entrada del reactivo (Superior), Flujo de entrada de la chaqueta (inferior).



Fuente: Elaboración propia

**Figura 3-4:** Señales de entrada persistentemente excitantes (datos de Validación): Flujo de entrada del reactivo (Superior), Flujo de entrada de la chaqueta (inferior).

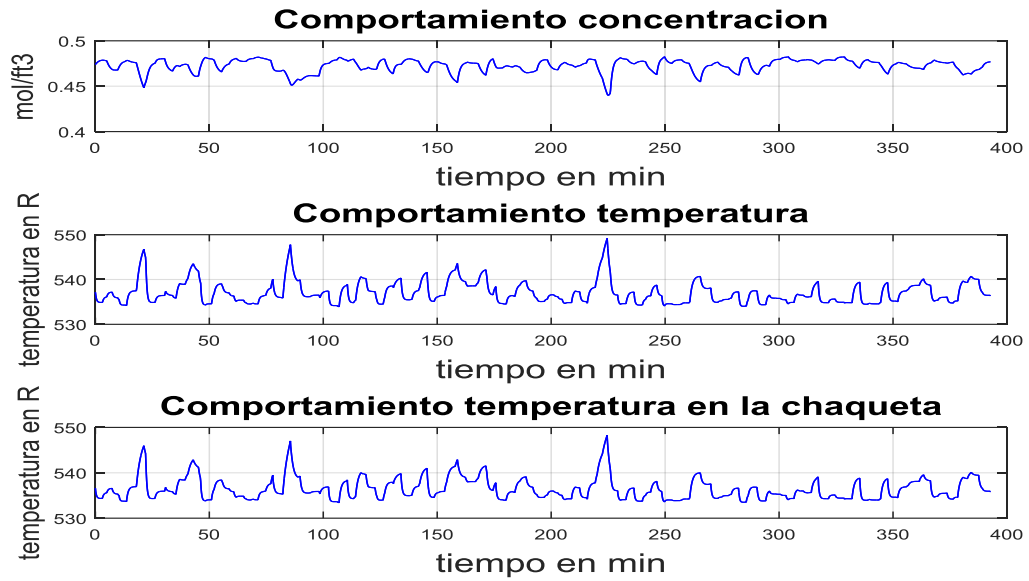


Fuente: Elaboración propia

El comportamiento de los estados se representa a continuación en la Figura 3-5.



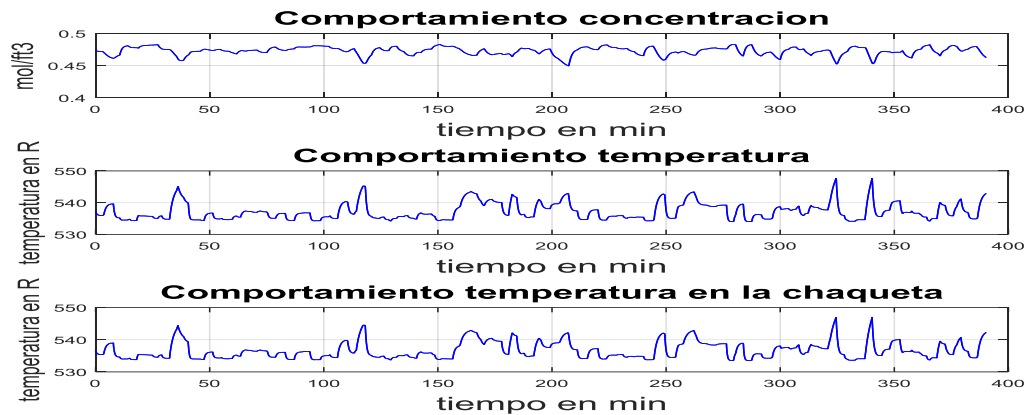
**Figura 3-5:** Comportamiento de los estados concentración CA (superior), temperatura del reactor T (centro), temperatura de la chaqueta Tj (inferior) con datos de identificación.



Fuente: Elaboración propia

En la Figura 3-6 se presenta el comportamiento de los estados del sistema después de recibir las señales de entrada.

**Figura 3-6:** Comportamiento de los estados CA (superior), temperatura del reactor T (centro), temperatura de la chaqueta Tj (inferior), con datos de validación.



Fuente: Elaboración propia

## 2. Normalización de datos.

El sistema reacciona generando como salida de identificación y validación el comportamiento de la concentración en el CSTR. De igual forma se obtiene la temperatura al interior del reactor y en la chaqueta. Con el fin de disminuir ruidos se aplica un procedimiento para eliminar del conjunto de datos de identificación y validación cualquier dato que se repita y que no aporte ninguna información. Para lo anterior debido a que las señales son de naturaleza y magnitud diferente, es recomendable aplicar un procedimiento de normalización empleando el algoritmo utilizado para la simulación como lo plantean en (Isaza, 2012a; Sierra, 2009). Se realiza la escalización de la información obtenida para un rango definido entre [0 1], lo que se logra con valores de rango de trabajo definidos donde se alcanza el estado estacionario. A continuación, en la Tabla 3-3 se presentan los intervalos de unidades de ingeniería para ser normalizados en el rango recomendado.

**Tabla 3-3:** Intervalo de unidades de ingeniería para la normalización de las variables del proceso CSTR.

Magnitud	Unidad de medida	Rango de trabajo	Condición inicial
Concentración ( <b>CA</b> )	$mol/ft^3$	[0 , 0.9]	0.474
Temperatura reactor( <b>T</b> )	<i>R</i>	[526.61,553.41]	530
Temperatura de la chaqueta( <b>Tj</b> )	<i>R</i>	[521.61,553.41 ]	530

Fuente: Elaboración propia

## 3. Implementación de algoritmo de búsqueda de patrones PSM.

El algoritmo de reconocimiento de patrones permite la definición de los valores acertados, para el regresor más significativo y las demás variables de entrada del sistema en el CSTR. A continuación, se muestra la estructura general del algoritmo PSM. Este algoritmo general se emplea como base para construir el algoritmo propio empleado para

la identificación del SIB T-S con CBMD y posteriormente para la búsqueda de los parámetros de sintonización del NMPC.

### Algoritmo 1: Pattern Search Méthod (PSM)

```

1: For k=0,1,2,... do
2:   Buscar: emplea una estrategia finita para elegir  $x_{k+1} \in M_k$  de tal forma que
    $f(x_{k+1}) < f(x_k)$ 
3:   if dado  $x_{k+1}$  se encuentra then
4:     declare la búsqueda exitosa
5:      $M_{k+1} = M_k$ 
6:     Incremente k;
7:   else
8:     Encuesta
9:     if  $x_k$  Minimizar  $f(x)$  para  $x \in X_k$  Then
10:      Declare la encuesta no exitosa,
11:       $x_{k+1} = x_k$ ,
12:       $M_{k+1} = M_k/2$ ;
13:    else
14:      declare la encuesta exitosa,
15:      Establecer  $x_{k+1}$  Para un punto en  $x_k$  en el que  $f(x_{k+1}) < f(x_k)$ 
16:      declare  $M_{k+1} = M_k$ 
17:      Incrementa k.
18:    end if
19:  end if
20: end for

```

En la línea 1 y 2 se realiza la definición de la dimensión de las mallas a utilizar, proporcional al número de variables que se requieren determinar en la búsqueda. En las líneas 3 a 6 se comienza la definición de la búsqueda de los valores deseados, para en la línea 8 realizar el autoguardado de valores que garantizan la convergencia en los resultados como lo han planteado (Tobón, 2015; Zhang & Sun, 1996).

#### ▪ Definición mallas exteriores

Para la estimación de los parámetros se definen las condiciones iniciales de las mallas asociadas al número de conjuntos borrosos  $m$  a utilizar y a el número de regresores de las variables concentración  $CA$ , temperatura del reactor  $T$ , temperatura de la chaqueta  $Tj$ , flujo de entrada al reactor  $F$  y el flujo de entrada a la chaqueta  $Fj$ . Se tiene la concentración como la variable más significativa porque es la que se desea controlar. El máximo valor de la malla se plantea por la uniformidad de las mallas entre el CBMD y los regresores. Se define entonces la malla con valores iniciales enteros entre 1 y el valor máximo de la malla conformada para hallar el número de grupos que es de un valor de

treinta. Para evitar una carga computacional alta se plantea inicialmente hacer modificaciones de 10 en 10 encontrando que con 10 se obtiene un error ajustado a lo deseado.

$$m \in [1,10], CA \in [1,10], T \in [1,10], Tj \in [1,10], F \in [1,10], Fj \in [1,10]$$

- **Definición de mallas interiores**

Para la estimación de los parámetros se delimitan las mallas interiores en cada uno de los parámetros de la siguiente forma:

$$m_{int} \in [1,10], CA_{int} \in [1,10], T_{int} \in [1,10], Tj_{int} \in [1,10], F_{int} \in [1,10], Fj_{int} \in [1,10]$$

El intervalo es dado por la recomendación de mantener la homogeneidad con los valores de la malla interior.

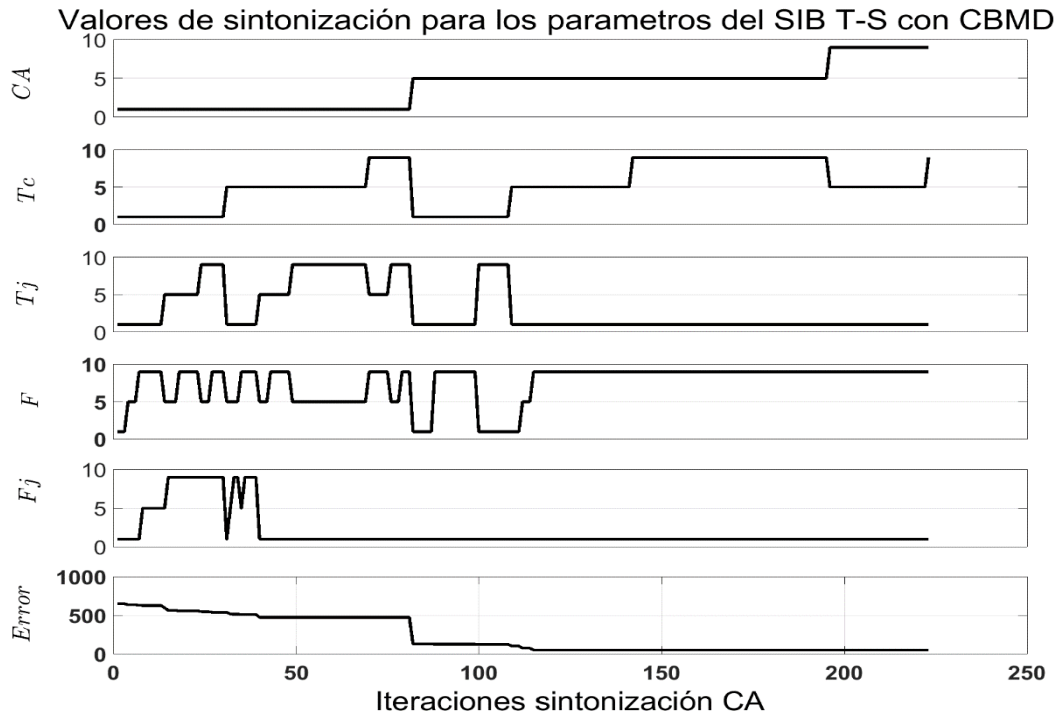
#### 4. Evolución e Identificación paramétrica de valores.

Empleando el software de simulación se realizan las iteraciones en paralelo de cada variable y a su vez se identifica la diferencia entre el valor actual y los datos tomados del modelo original. Este procedimiento se repite hasta alcanzar un error mínimo, detectando el valor adecuado de los regresores para cada variable.

La Figura 3-7 muestra la evolución de los datos resultado del software para 230 iteraciones. El algoritmo de optimización realiza una búsqueda exhaustiva reduciendo la cantidad de pruebas a 230 iteraciones en las cuales se encuentra un valor de error aceptable. Cuando el optimizador no encuentra un error mínimo diferente, determinado con el ICE se encarga de almacenar los datos del mínimo anteriormente obtenido y de las variables que lo propician. Como resultado de las experimentaciones anteriores se obtienen los valores ideales para la sintonización del SIB T-S y CBMD con los cuales se presenta unos errores mínimos. Los valores óptimos de sintonización son: número de conjuntos igual a 3, regresor asociado a la concentración  $CA$  igual a 9, regresor asociado a la temperatura del reactor  $T$  igual a 9, regresor asociado a la temperatura de la chaqueta  $Tj$  igual a 1, regresor asociado al flujo de entrada al reactor  $F$  igual a 9, regresor asociado al flujo de entrada de la chaqueta  $Fj$  igual a 1. Sin embargo el número

de conjuntos borrosos adecuados es de tres y se determina con un diagrama de evolución similar al de la siguiente Figura.

**Figura 3-7:** Evolución de número de regresores CA, T, Tj, F, Fj con el algoritmo PSM



Fuente: Elaboración propia

### 5. Sintonización de valores y análisis de desempeño

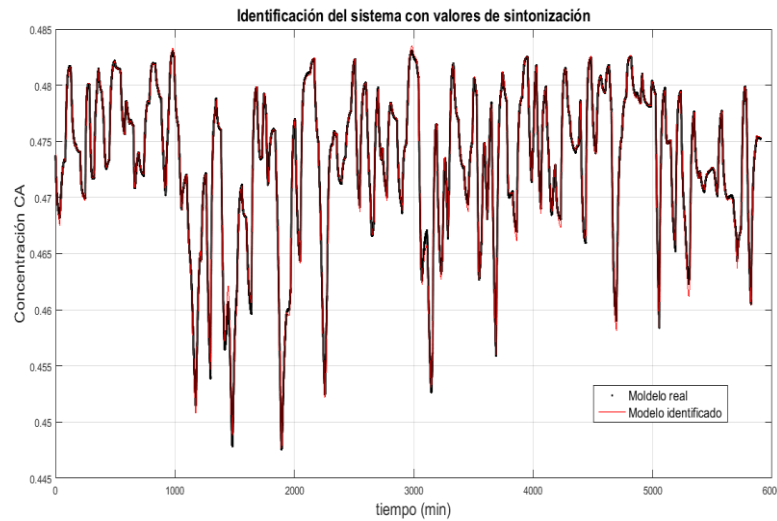
Se realiza la sintonización de los valores obtenidos en el paso anterior para determinar el comportamiento final del sistema. Para el proceso de validación se compara el modelo real con el modelo identificado por medio de la sintonización del SIB T-S con CBMD.

La evaluación del sistema se realiza por medio de los índices de desempeño que sirven como herramienta para determinar características que son relevantes para concluir sobre los resultados obtenidos. El principal criterio de desempeño utilizado para determinar el comportamiento del SIB T-S con CBMD es la integral del error cuadrático ICE que se describe por la siguiente ecuación, donde se calcula el error con los valores de diferencia de las variables del proceso.

$$J_{ICE} = \int_0^{\infty} e^2(t) dt \quad (3.5)$$

Este índice de desempeño es adecuado para la evaluación de la sintonización del SIB T-S, debido a que se requiere que el modelo identificado reproduzca de la manera más acertada la planta real (modelo fenomenológico), es decir que se busca un mínimo error dejando en segundo plano el tiempo de procesamiento. El ICE da mayor importancia a los errores grandes, pero da poco peso a los errores pequeños. Es fácilmente computable tanto analítica como experimentalmente. Gráficamente se puede observar en la Figura 3-8 la comparación punto a punto del modelo real y el modelo identificado por el SIB T-S con CBDM, en donde se observan mínimas diferencias entre ambos.

**Figura 3-8:** Comparación de datos reales y hallados con SIB T-S para el número de conjuntos borrosos con regresores sintonizados con valores óptimos.



Fuente: Elaboración propia

A nivel experimental se obtienen los resultados representados en la Tabla 3-4. En el software de simulación se realiza el cambio de los valores del número de regresores para cada variable obteniendo tres pruebas experimentales de sintonización. Dichas pruebas son seleccionadas con base en el diagrama de evolución de la Figura 3-7 determinado los momentos en los cuales se posee un error alto, medio y bajo con el ánimo de certificar los resultados con la simulación de comparación entre el modelo real y el modelo identificado. Con estas pruebas se obtienen el índice de error cuadrático y el

tiempo promedio de computación del algoritmo. La sintonización número tres muestra un error mínimo corroborando que son los mejores valores hallados para la sintonización.

No se realiza la variación en las pruebas de la Tabla 3-4 del número de conjuntos borrosos ya que se define anteriormente por medio de pruebas experimentales con el PSM que el valor adecuado para la sintonización es de 3 conjuntos borrosos, debido a que un valor mayor de conjuntos borrosos no genera cambios positivos significativos. El tiempo promedio de computación presenta similitud, sin embargo, no es un parámetro importante para la selección de los valores de sintonización.

**Tabla 3-4:** Variables de entrada y salida del proceso.

Pruebas	Valores de los parámetros de sintonización	Índice de error cuadrático	Tiempo promedio de computación
<b>Sintonización 1</b>	CA=1, T=1, Tj=1, F=1, Fj=1	23.1731	$2.3825 \times 10^{-4}$
<b>Sintonización 2</b>	CA=1, T=9, Tj=9, F=9, Fj=1	11.8065	$5.0225 \times 10^{-4}$
<b>Sintonización 3</b>	CA=9, T=9, Tj=1, F=9, Fj=1	0.2245	$5.0416 \times 10^{-4}$

Fuente: Elaboración propia

### **Etapas 2: Sintonización del NMPC.**

La sintonización del NMPC requiere de la implementación del modelo obtenido en el numeral 3.2 para cada uno de los casos de estudio. De igual forma en la que se desarrolló la búsqueda de los parámetros de sintonización del SIB T-S y CBMD se aplica el PSM, para determinar el comportamiento del sistema al modificar los parámetros  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$ . La sintonización se realiza partiendo de la elaboración de una fase de experimentación en donde se determina el valor mínimo del índice de error cuadrático por el tiempo, realizando la combinación de tales parámetros. El grafico de evolución generado por el PSM se relaciona el valor de cada parámetro de sintonización variable más significativa y la combinación de los regresores de las demás variables, determinando el error particular para cada prueba. Las etapas de sintonización son aplicadas a continuación para el caso CSTR.

### 1. Implementación del modelo.

Se sintoniza el SIB T-S con CBMD con los valores óptimos de número de conjuntos y regresores de las variables  $CA, T, T_j, F, F_j$  para obtener el modelo adecuado. Se genera una base de datos con los centros y los ponderadores de dicho modelo la cual es posteriormente invocada en el algoritmo para la simulación del comportamiento del NMPC. Los centros y ponderadores de esta base de datos, servirán como entrada para la construcción del modelo de predicción del controlador, con el cual se tomarán las acciones de predicción.

### 2. Implementación de algoritmo búsqueda de patrones PSM

Al algoritmo de simulación del NMPC que cuenta con el modelo de predicción identificado por medio del SIB T-S con CBMD se le aplica el algoritmo de reconocimiento de patrones para encontrar los valores de cada parámetro que permitan la obtención de un valor mínimo de error al momento de realizar el control de la concentración  $CA$  en el CSTR. Para la identificación adecuada de los parámetros se requiere una definición de las mallas asociadas a cada uno de ellos como se realiza en el siguiente paso.

- **Definición mallas exteriores.**

Para la estimación de los parámetros se definen las condiciones iniciales de las mallas exteriores en el siguiente orden: Horizonte de predicción  $P$ , horizonte de control  $M$ , pesos  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$ . Se construyen las cinco mallas conservando las restricciones planteadas en el capítulo dos. Para el  $P$  se recomienda un valor inicial de 1 con diferencias de 20 valores por lo que su valor final es 20. Para el parámetro  $M$  la metodología plantea recomienda inicializar este parámetro en un valor constante de 1, razón por la cual se genera una malla con valor inicial y final de 1. Sin embargo este parámetro no es optimizado por lo que no aparece en el diagrama de evolución de la Figura 3-9. Para la definición del peso  $\alpha$  la recomendación es que su rango se inicialice en un valor pequeño que puede ser decimal y deben ser finalizadas en un valor entero alto, por lo que conservando la proporcionalidad de valores entre  $P$  y  $M$  se comienza en un valor mínimo de 0.1 y se prolonga a un valor de 10. El peso  $\beta$  se inicializa en un valor pequeño que puede ser decimal y deben ser finalizadas en un valor entero para aprovechar las ventajas de velocidad e iteración. Se define la malla entonces en un intervalo según la recomendación es definir el valor inferior y superior en  $\alpha/10$ . Para el parámetro final  $\Gamma$  se



define con un valor igual que el peso  $\beta$ , donde el rango superior es un valor muy cercano al valor inicial para garantizar que la ponderación de este factor no sea muy alta. Las condiciones iniciales de cada malla se dan de la siguiente forma:

$$P \in [1,20], M \in [1,1], \alpha \in [0.1,10], \beta \in [1/10,10/10], \Gamma \in [0.01,0.02]$$

- **Definición de mallas interiores**

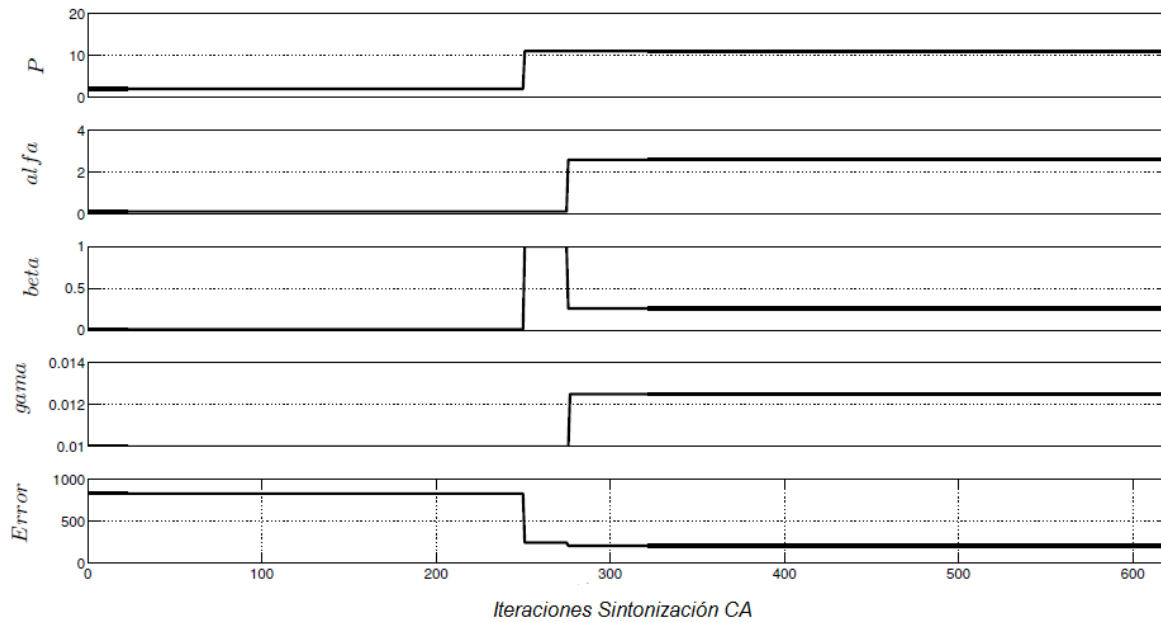
Para la estimación de los parámetros se delimitan las mallas interiores en cada uno de los parámetros de la siguiente forma:

$$P_{int} \in [1,20], M_{int} \in [1,1], \alpha_{int} \in [0.1,10], \beta_{int} \in [1/10,10/10], \Gamma_{int} \in [0.01,0.02]$$

### 3. Evolución e Identificación paramétrica de valores.

Empleando el algoritmo de simulación se realizan las iteraciones en paralelo de cada variable y a su vez se identifica el error comparando el valor deseado con el valor actual de la variable repitiendo este procedimiento hasta alcanzar un error mínimo. Se identifican así los valores de los parámetros adecuados del NMPC a sintonizar. En la siguiente figura se muestra el grafico de evolución de la búsqueda de parámetros.

El diagrama de evolución de la Figura 3-9 muestra el comportamiento de los valores a sintonizar en el NMPC. Se observa como la sintonización del horizonte de predicción  $P$  con valores inferiores a diez, en combinación con valores  $M$  en un valor constante de uno, y los pesos  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$  con valores inferiores a 0.1 genera un amplio valor de error de 826. El error es determinado en el algoritmo de simulación empleando el índice de desempeño de la integral del error cuadrático por el tiempo ICET como se indica en el paso 4. Posteriormente se ve en la evolución de los parámetros, como el PSM encuentra valores de errores mínimos a los antes determinados. Lo anterior sucede cuando se incrementa el  $P$  hacia un valor de 11, que concuerda con la proporcionalidad aproximada de 1 a 12 entre  $P$  y  $M$ . Se tiene como valores de los pesos  $\alpha$  de 2.575,  $\beta$  de 0.2575 y  $\Gamma$  de 0.012.

**Figura 3-9:** Evolución de parámetros de sintonización  $P$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$  con algoritmo PSM

Fuente: Elaboración propia

#### 4. Sintonización de valores y análisis de desempeño.

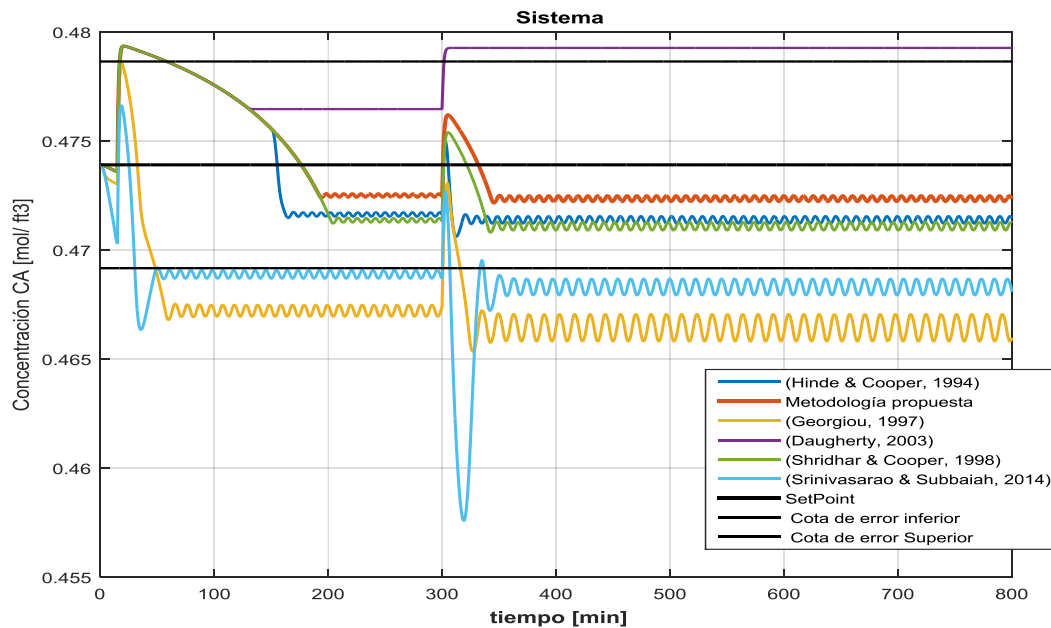
Al momento de la sintonización de un controlador se requiere determinar las condiciones que se requieren para un proceso determinado. Dentro de las condiciones más relevantes a tomar en cuenta son: la velocidad de respuesta, reducción de las perturbaciones, disminución del error, reducción de la excesiva acción del controlador y el cumplimiento de las condiciones operativas o restricciones. Para el caso de estudio se sintonizan los valores de los parámetros anteriormente obtenidos. Se realiza la comparación con el comportamiento del controlador sintonizado con propuestas de otros autores y se valora su rendimiento por medio de índices de desempeño que determinan el comportamiento del mismo.

El principal criterio de desempeño utilizado para determinar el comportamiento del NMPC es la integral del error cuadrático por el tiempo ICET que se describe por la siguiente ecuación, en donde  $J$  es una función del error y del tiempo. La variable  $t$  es el tiempo con el cual se penaliza los parámetros de velocidad de respuesta en la función. El parámetro  $e$  permite castigar los errores presentes tiempo después del inicio de la entrada al sistema.

$$J_{ICET} = \int_0^{\infty} t * e^2(t) dt \tag{3.6}$$

Este índice de desempeño es adecuado para la evaluación del comportamiento del NMPC sintonizado, debido a que son fuertemente penalizados los errores y adicionalmente se tiene en cuenta el factor tiempo que permitirá la relación con la respuesta temporal y de procesamiento del controlador. Las condiciones iniciales del proceso, fueron descritas anteriormente en la Tabla 3-3, realizando un cambio en el valor de regulación deseado para la concentración en el CSTR de  $0.474 \text{ mol/ft}^3$  a los 10 minutos. El sistema se somete a una perturbación como la entrada adicional de caudal al tanque en un incremento de 10 % aplicado a los 300 minutos. Se observa la alteración del comportamiento de la concentración. En la Figura 3-10 se observa el comportamiento del NMPC con SIB T-S y CBMD sintonizado con diversos metodos incluyendo los hallados empleando la metodología propuesta.

**Figura 3-10:** Comparación de respuesta del NMPC con SIB T-S con CBMD sintonizado con diversas propuestas caso CSTR.



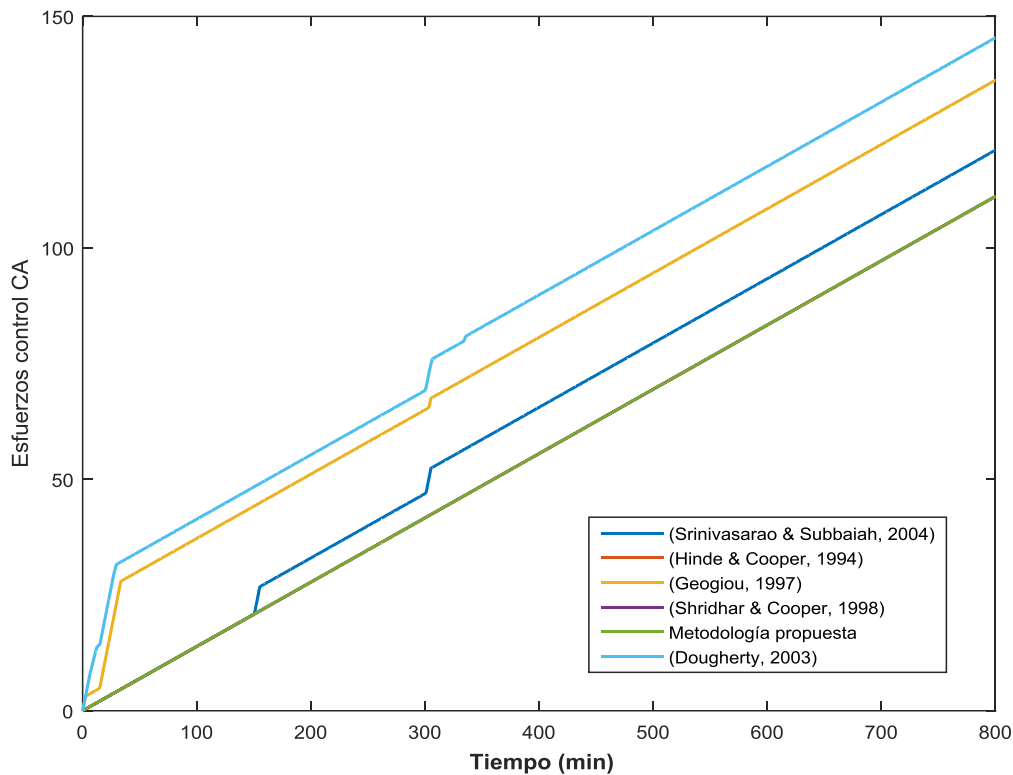
Fuente: Elaboración propia

Las simulaciones se realizan con una perturbación como la entrada del flujo al reactor que altera el comportamiento de la concentración y de las temperaturas del mismo. En los resultados obtenidos en la simulación del NMPC con SIB T-S con CBMD para el control de la concentración  $CA$ . En la Figura 3-10 se tiene la representación del comportamiento del NMPC para el control de la  $CA$  sintonizado con las propuestas de diversos autores en comparación con la metodología desarrollada en este trabajo. Se define una cota superior e inferior de error, proporcional al valor de restricción de la concentración en su salida la cual es definida por la ingeniería del proceso y se utiliza como una herramienta para determinar si el comportamiento del controlador es aceptable. Dicha concentración puede estar entre el 5 y el 10% de su valor deseado, lo que se convierte en una restricción puede en algún momento definirse como entrada en el optimizador en un trabajo futuro. En la Tabla 3-5 se presentan los índices de desempeño de integral del error cuadrático por el tiempo en forma de la suma de todos los índices punto a punto de cada error y en forma de un valor promedio para todo el rango de ejecución. Para la sintonización realizada con las propuestas de (Dougherty & Cooper, 2003; Georgiou, 1997) el índice de desempeño empleado ICET refleja valores muy altos, indicando un error permanente muy amplio y una velocidad de repuesta no muy adecuada para el proceso. La propuesta de (Srinivasarao & Subbaiah, 2014b) presenta una leve mejoría en cuanto al comportamiento del controlador con las sintonizaciones anteriores. Sin embargo, el índice de error continuo con un valor alto de 826.61 que comparado con los anteriores resultados es un poco menor, pero su estado estacionario se encuentra por fuera del rango aceptable para la variable concentración.

Las propuestas de (Hinde & Cooper, 1994; Shridhar & Cooper, 1998) presentan valores de sobreimpulso aceptables, encontrándose estos dentro del rango de valores permitidos para el comportamiento de la concentración. Ambas respuestas entregan valores de ICET mucho menores que las respuestas anteriores, considerándose como aceptables. El comportamiento del NMPC con SIB T-S y CBMD sintonizado con los parámetros hallados con la metodología propuesta, presenta un comportamiento aceptable para el proceso, con posibilidad de mejoras en trabajos futuros, modificando la técnica de optimización del controlador o modificando la estrategia de optimización para determinar los parámetros de sintonización.

El error del índice de desempeño (ICET) presentado con el controlador como se observa en la Tabla 3-5 es el valor mínimo presentado con las demás sintonizaciones y se encuentra dentro del margen de error aceptable. Analizando en la respuesta temporal otros aspectos que pueden ser valiosos, se tiene que los sobreimpulsos generados para la primera perturbación por todas las sintonizaciones son muy similares, encontrándose entre el orden del 1.15 % y el 1.50 % debido a que todas las respuestas se encuentran dentro de la franja de valores deseados. El aspecto en contra de la respuesta generada por la metodología propuesta son las oscilaciones que se presentan en estado estacionario. Estas oscilaciones se deben inicialmente a que el método de optimización utilizado en el NMPC es el método de Optimización por enumeración restringida OER. Este método presenta un paso fijo para el cálculo de las políticas de control, no obstante, esto puede ser mejorado modificando el paso del algoritmo.

En cuanto a los esfuerzos del elemento final de control se pueden visualizar en la Figura 3-11, donde se observa de forma clara el ascenso de esfuerzo en todas las propuestas de sintonización. Sin embargo los mejores comportamientos se dan con la metodología propuesta y las sintonizaciones desarrolladas con (Hinde & Cooper, 1994; Shridhar & Cooper, 1998) con un valor de 111.097. Posteriormente otros comportamiento aceptable es el presentado con (Srinivasarao & Subbaiah, 2014b) con un valor de 122.43. El más alto esfuerzo se presenta con un valor de 145.4 y es planteada por (Dougherty & Cooper, 2003).

**Figura 3-11:** Comparación de esfuerzos del EFC para caso CSTR

Fuente: Elaboración propia

Otro factor que afecta las oscilaciones en estado estacionario es directamente ligado al peso  $\Gamma$  de la FC, elemento con el que puede ser suavizada la salida del sistema y puede ser explorado para trabajos futuros. La carga computacional del NMPC calculado en segundos, depende en gran parte del procesador empleado. El procesador empleado para la simulación del algoritmo es un Intel® Core(TM) i3 CPU 2.53Ghz. Sin embargo, aunque el tiempo computacional con la metodología propuesta es mayor que con otras sintonizaciones se obtienen tiempos muy similares y las diferencias son mínimas para todas las simulaciones en el tiempo de ejecución. Analizando el esfuerzo desarrollado por el elemento final de control se presenta un esfuerzo con un menor valor para la sintonización con la metodología propuesta al igual que con las propuestas de (Hinde & Cooper, 1994; Shridhar & Cooper, 1998) como se comentó anteriormente..

**Tabla 3-5:** Índices de desempeño de los controladores simulados para el caso de estudio CSTR.

Propuestas de sintonización	ICET pH	ICET Promedio	Máximo Sobre impulso Mp en %	Tiempo Promedio Computación en seg	Esfuerzo EFC
Metodología propuesta	85.8176	$1.3409 \times 10^{-6}$	1.15	$6.6163 \times 10^{-6}$	111.0972
(Shridhar & Cooper, 1998)	116.2467	$1.8163 \times 10^{-6}$	1.15	$6.4687 \times 10^{-6}$	111.0972
(Georgiou, 1997)	$1.7113 \times 10^3$	$2.6738 \times 10^{-5}$	1.15	$6.3296 \times 10^{-6}$	136.2083
(Hinde & Cooper, 1994)	826.6141	$1.2916 \times 10^{-5}$	1.13	$6.6500 \times 10^{-6}$	111.0972
(Srinivasarao & Subbaiah, 2014a)	253.2593	$3.9571 \times 10^{-6}$	1.15	$6.4725 \times 10^{-6}$	122.4306
(Dougherty, 2000)	$1.3871 \times 10^3$	$2.6738 \times 10^{-5}$	1.16	$6.3780 \times 10^{-6}$	145.4861

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 3-6 se presentan los valores de sintonización de la metodología propuesta y los valores para las diferentes sintonizaciones.

**Tabla 3-6:** Valores de sintonización de metodología propuesta y otras metodologías

Propuestas de sintonización	P	M	$\alpha$	$\beta$	$\Gamma$
Metodología propuesta	11	1	2.575	0.275	0.0125
(Shridhar & Cooper, 1998)	7	4	0.0342	0.0342	0.01
(Georgiou, 1997)	38	9	0.4	0.4	0.01
(Hinde & Cooper, 1994)	6	1	0.429	0.429	0.01
(Srinivasarao & Subbaiah, 2014a)	11	2	0.025	0.025	0.01
(Dougherty,2000)	61	21	43.41	1	0.1

### 3.2 Caso de estudio: Proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar

El segundo caso de estudio para la validación de la metodología de sintonización de los NMPC orientado a los procesos químicos es el control del potencial de Hidrogeno (pH) en el proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar. En este proceso se requiere de una estrategia de control avanzada por la dificultad para ajustar el pH a unas condiciones operacionales normales, que se refleja en su comportamiento no lineal. El (pH) es la magnitud que describe el comportamiento de la acidez/alcalinidad de una sustancia a condiciones específicas de temperatura. Su escala de medición se encuentra expresada con valores en un rango entre 0 y 14, que permiten determinar la actividad o medida de la concentración del ión de hidronio en una solución. La medición del pH se puede representar por una función de la concentración, que se expresa a nivel matemático con elementos de logaritmo en base diez y presenta las siguientes características propias de su comportamiento:

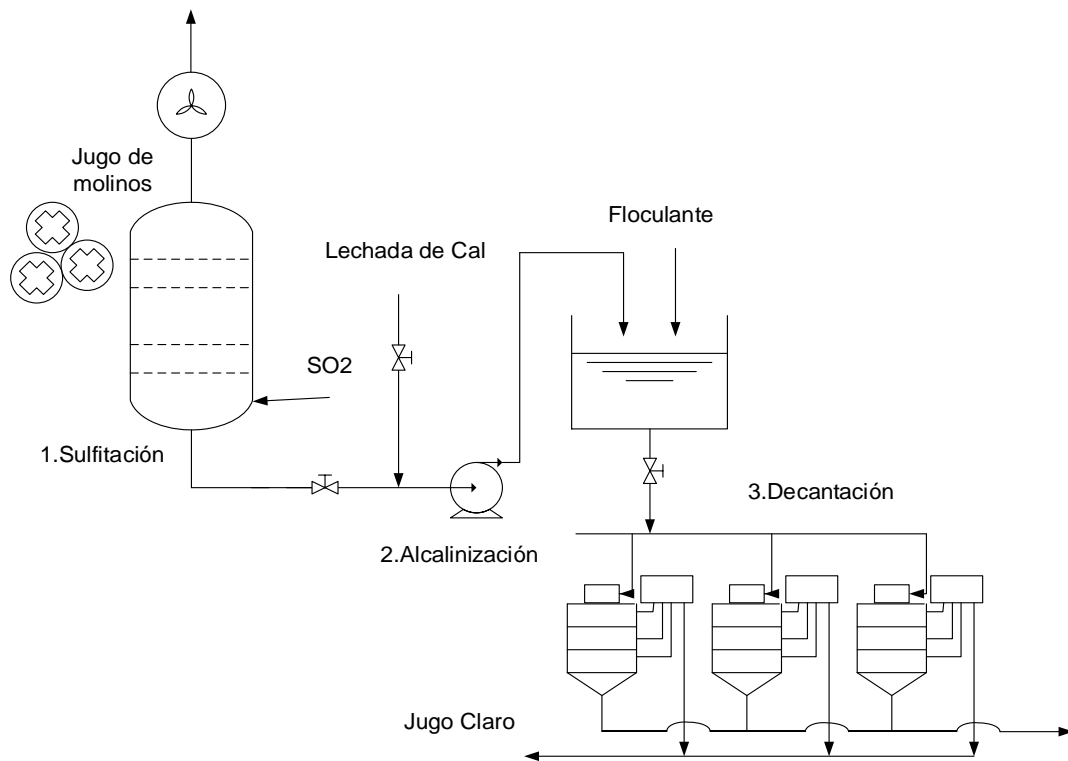
- El elemento final de control asociado al control del pH debe garantizar valores exactos de base o ácido. Lo anterior significa dosificaciones pequeñas o amplias que se convierten en restricciones del proceso.
- La respuesta del pH ante una entrada que es la adición de reactivos presenta un comportamiento no lineal.



- En este tipo de procesos se presenta como variable controlada el pH y la variable manipulada es la adición de reactivos.
- El tiempo muerto del proceso cambia dependiendo de: la variación en el volumen almacenado en el tanque, el flujo de entrada del reactivo y la velocidad de mezclado.
- Cuando la ganancia del sistema es pequeña (indica un alto contenido ácido o bajo contenido de base) generando una respuesta con baja velocidad.

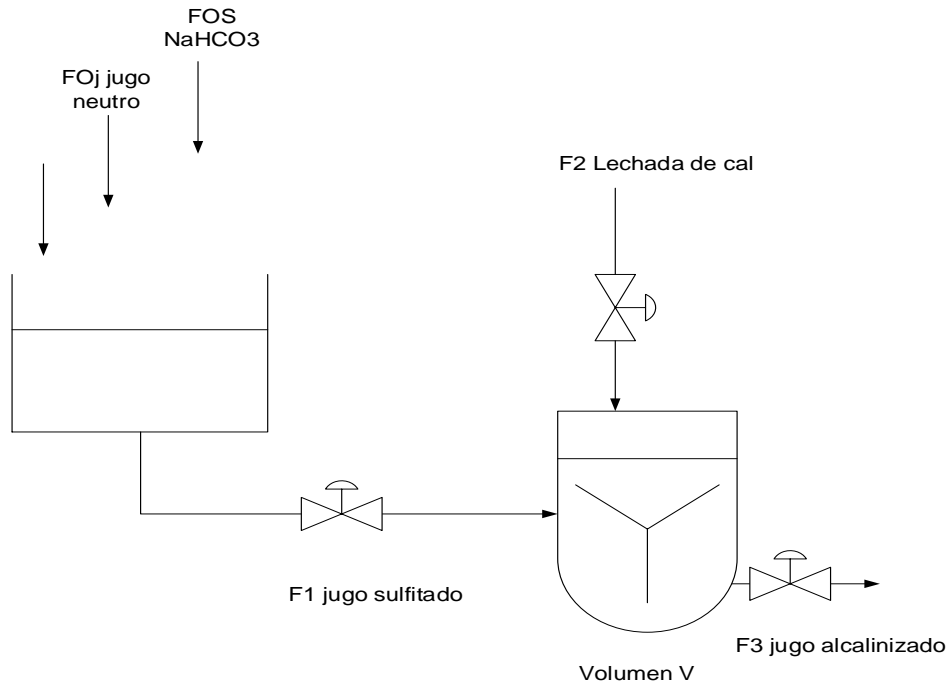
El proceso de modelado del pH en un proceso de alcalinización, no es el objeto de estudio de este trabajo, razón por la cual cualquier referencia será basada en el desarrollo elaborado por (Isaza, 2012b). En las Figuras 3-11 se presenta un esquema general de tratamiento de jugo de caña para la producción de azúcar. La sulfitación es la etapa donde se adiciona  $SO_2$  al jugo de caña crudo en contracorriente, por medio de la torre de sulfitación para reducir compuestos colorantes. La Figura 3-12 presenta el diagrama general de alcalinizado del jugo de caña para el control de pH.

**Figura 3-12:** Esquema de tratamiento de jugo de caña de azúcar y etapa de alcalinizado.



Fuente: Elaboración propia

**Figura 3-13:** Esquema general del tratamiento de jugo de caña de azúcar y etapa de alcalinizado del jugo de caña para el control de pH.



Fuente: Elaboración propia

Teniendo en cuenta que el jugo de caña de azúcar contiene un ácido fuerte  $HNO_3$  y un ácido débil  $NaHNO_3$ . Las dos constantes de disociación  $K_{a1}$  y  $K_{a2}$  se tomarán iguales a las del ácido carbónico. La reacción química se modela con base a la aproximación de dos invariantes de reacción como la carga electrónica de la solución  $W_a$  y la concentración de anión último  $W_b$ . Los invariantes de reacción son balanceados en la corriente  $i$  por lo que serán representados por  $W_{ai}$  y  $W_{bi}$

$$W_{ai} = [H^+]_i - [OH^-]_i - [HCO_3^-]_i - 2 * [CO_3^{--}]_i$$

$$W_{bi} = [H_2CO_3]_i + [HCO_3^-]_i + [CO_3^{--}]_i \quad (3.7)$$

Las ecuaciones de modelado para cada uno de los dos invariantes de reacción definidos anteriormente son:

$$V \frac{dW_{a3}}{dt} = F_1 * W_{a1} + F_2 * W_{a2} - F_3 * W_{a3} \tag{3.8}$$

$$V \frac{dW_{b3}}{dt} = F_1 * W_{b1} + F_2 * W_{b2} - F_3 * W_{b3} \tag{3.9}$$

Siendo  $F_3 = F_1 + F_2$  se tiene:

$$\frac{dW_{b3}}{dt} = \frac{F_1}{V} * (W_{b1} - W_{b3}) + \frac{F_2}{V} * (W_{b2} - W_{b3}) \tag{3.10}$$

Partiendo que se tiene como variables  $u = F_2$  y las variables de estado  $x_1 = W_{a3}$  y

$x_2 = W_{b3}$  el modelo en variables de estado es representado así:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{F_1}{V} * (W_{a1} - W_{a3}) \\ \frac{F_1}{V} * (W_{b1} - W_{b3}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{(W_{a2} - W_{a3})}{V} \\ \frac{(W_{b2} - W_{b3})}{V} \end{bmatrix} u \tag{3.11}$$

Al igual que en el caso de estudio anterior se requiere de conocer cada uno de los valores de las variables del proceso a normalizar, según (Isaza, 2012a) se expresan en la Tabla 3-6 que representa las unidades de ingeniería para la normalización de las variables.

**Tabla 3-7:** Intervalo de unidades de ingeniería para la normalización de las variables del proceso de alcalinización del jugo de caña de azúcar.

Magnitud	Unidad medida	Rango de trabajo	Condición inicial
Flujo de lechada de cal ( $F_2$ )	GPM	[10,70]	23.63
Flujo de jugo sulfitado ( $F_1$ )	GPM	[500,2100]	1657.3
pH de lechada de cal ( $pH_2$ )	pH	[11.7,12.2]	12.33
pH de jugo sulfitado ( $pH_1$ )	pH	[4.1,5.0]	4.4965
Carga eléctrica ( $W_{a3}$ )	C	$[-9.8090 \times 10^{-6}, -0.0026]$	$-2.6 \times 10^{-4}$
Anión último ( $W_{a3}$ )	mol/gal	[1.57760,6.57040]	$4.06 \times 10^{-4}$
pH del jugo alcalinizado	pH	[5.7,8.7]	7.3481

Elaboración propia

### ▪ Sintonización NMPC con SIB T-S y CDMB Caso dos

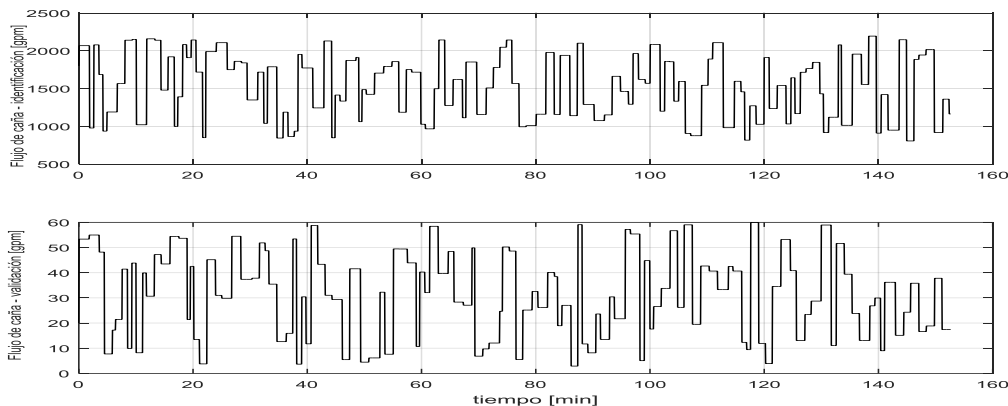
De igual forma en cómo se planteó para el caso de estudio número uno, se realiza el desarrollo de los pasos de acuerdo al procedimiento planteado para la sintonización del SIB T-S con CBMD. Se busca obtener el número de regresores y el número de conjuntos borrosos para el controlador aplicado al proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar.

## Etapa 1

### 1. Generación de base de datos

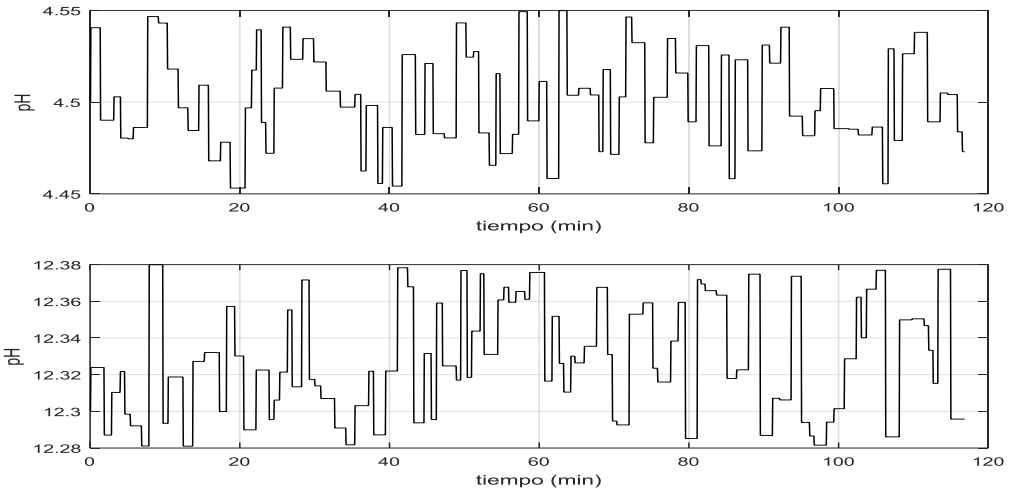
Se genera la base de datos de identificación y la base de datos de validación con una señal de secuencia binaria pseudo aleatoria (PRBS) que hace las veces de entrada como en el caso de estudio anterior y las cuales se muestran en las Figuras 3-13 y 3-14. Se tiene como punto de partida las ecuaciones del modelo fenomenológico descrito en el numeral 3.2 para una entrada de estímulos con escalones permanentemente excitantes. La construcción de la base de datos se divide en dos etapas: un 50% para la elaboración de datos de identificación y el otro 50% para la generación de base de datos para la validación. Las variables de entrada son el flujo de caña de azúcar y el pH asociado al mismo por medio de las señales persistentemente excitadas como se muestra en la Figura 3-13.

**Figura 3-14:** Señales de entrada persistentemente excitantes de identificación (Superior) y validación (inferior) del flujo de jugo.



Fuente: Elaboración propia

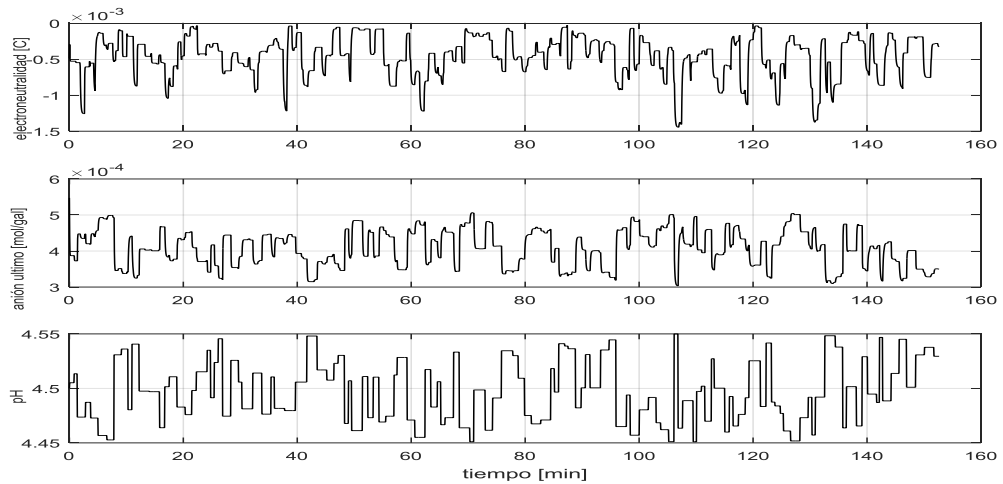
**Figura 3-15:** Señales de entrada persistentemente excitantes de identificación (Superior) y validación (inferior) del pH del jugo.



Fuente: Elaboración propia

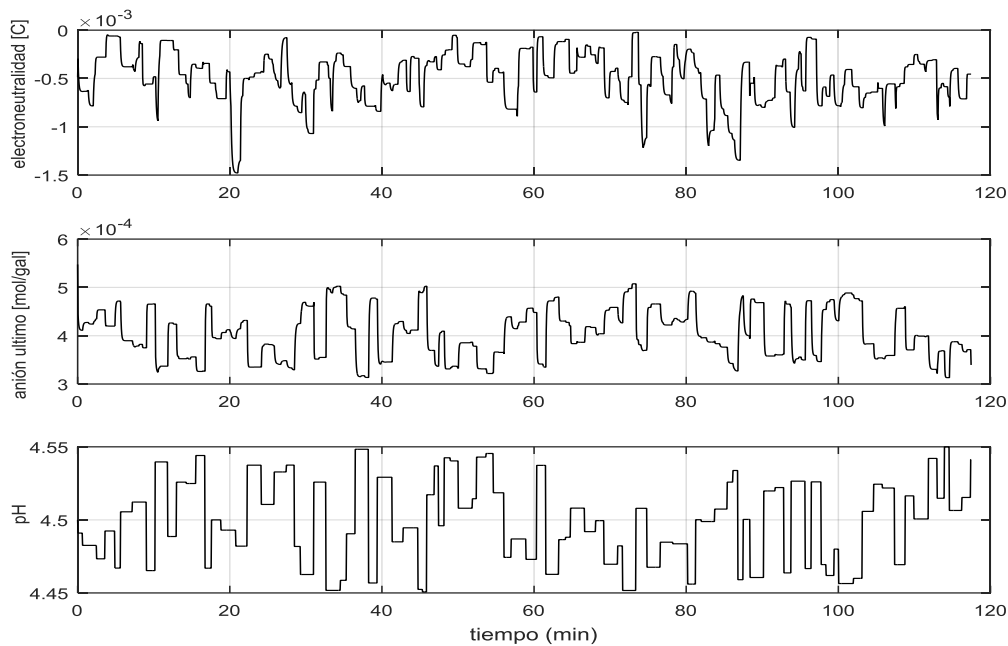
El comportamiento de los estados ante las entradas generadas de identificación y validación se muestran en las Figura 3-15 y 3-16.

**Figura 3-16:** Comportamiento de los estados electro neutralidad, anión último, pH del jugo con datos de identificación.



Fuente: Elaboración propia

**Figura 3-17:** Comportamiento de los estados electro neutralidad, anión último, pH del jugo con datos de validación.



Fuente: Elaboración propia

## 2. Normalización de datos

La salida de identificación y validación presentan el comportamiento de la variable a controlar. Dicha variable es el pH en el jugo que se relaciona directamente con la carga eléctrica y el anión último. En el algoritmo de simulación se realiza la normalización de la información obtenida dentro de un rango definido entre [0 1], conservando las restricciones del proceso como se indica en la Tabla 3-8.

**Tabla 3-8:** Intervalo de unidades de ingeniería para la normalización de las variables del proceso de alcalización de jugo de caña de azúcar.

Magnitud	Unidad de medida	Rango de trabajo	Condición inicial
Carga eléctrica ( $W_{a3}$ )	$C$	$[-0.0026, -9.8090 \times 10^{-6}]$	$-2.6 \times 10^{-4}$
Anión ultimo ( $W_{b3}$ )	$mol/gal$	$[1.57760, 65704] \times 10^{-4}$	$4.06 \times 10^{-4}$
pH del jugo de alcalinizado ( $pH_3$ )	$pH$	$[1, 10]$	7.3481

Fuente: Elaboración propia

### 3. Implementación de algoritmo de búsqueda de patrones PSM.

De igual forma que para el caso del CSTR se realizan las pruebas con el algoritmo enumerativo en combinación con el PSM para el modelo de pH en el proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar. Dicho algoritmo realiza secuencialmente la combinación entre el número de conjuntos con los regresores de cada variable. Lo anterior permite determinar el número de conjuntos borrosos  $m$  que en combinación con los regresores del SIB que minimicen el ICE.

### 4. Definición mallas exteriores.

Para la estimación de los parámetros se defienden las condiciones iniciales de las mallas asociadas al número de conjuntos borrosos  $m$  a utilizar y a el número de regresores de las variables  $pH$  del jugo alcalinizado, flujo de la lechada de cal  $F_c$ , flujo de jugo sulfitado  $F_j$ , pH de lechada de cal  $pH1$ , pH de jugo sulfitado de  $pH2$ . Se tiene el pH de jugo alcalinizado como la variable más significativa porque es la que se desea controlar. La propuesta metodológica plantea la definición del valor máximo en 30 veces el mínimo. Pero debido a que no se encontraron resultados aceptables con este valor se plantea incrementar en menos de dos veces el valor máximo para evitar el exceso de procesamiento computacional. Por tal razón el valor mayor del campo es de cincuenta.

$m \in [1,50]$ ,  $pH \in [1,50]$ ,  $F_c \in [1,50]$ ,  $F_j \in [1,50]$ ,  $pH1 \in [1,50]$ ,  $pH2 \in [1,50]$

### ▪ Definición de mallas interiores

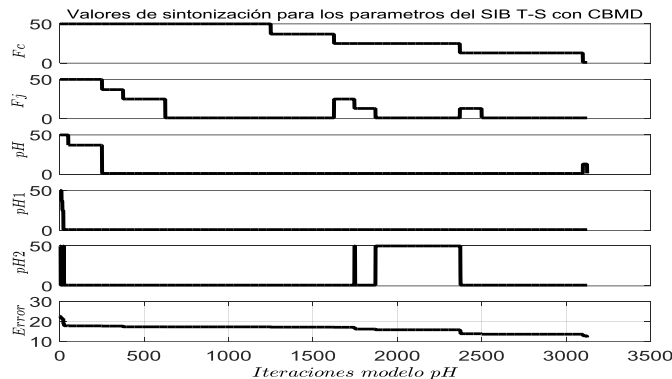
Para la estimación de los parámetros se delimitan las mallas interiores en cada uno de los parámetros de la siguiente forma:

$$m_{int} \in [1,50], pH_{int} \in [1,50], Fc_{int} \in [1,50], Fj_{int} \in [1,50], pH1_{int} \in [1,50], pH2_{int} \in [1,50]$$

### 5. Evolución e identificación paramétrica de valores

De igual forma que para el caso de estudio anterior, se emplea el algoritmo de simulación para realizar las iteraciones en paralelo de cada variable y a su vez se identifica el error mínimo, detectando el valor adecuado de los regresores para cada variable como se observa en el gráfico de evolución de parámetros de la Figura 3-17. Sin embargo el número de conjuntos borrosos adecuados es de siete y se determina con un diagrama de evolución similar al de la siguiente Figura.

**Figura 3-18:** Evolución de parámetros de regresores pH, Fc, Fj, pH1, pH2 con el algoritmo PSM.



Fuente: Elaboración propia

El número de iteraciones es proporcional al tamaño de las mallas exterior e interior definidas previamente. Para este caso de estudio se obtienen por medio del PSM la evolución de los datos de 3100 iteraciones. La optimización del PSM se refleja porque experimentalmente desarrollando la convolución completa se ejecutarían  $3125 \times 10^5$  iteraciones. Sin embargo, el algoritmo de optimización realiza una búsqueda exhaustiva del error mínimo reduciendo la cantidad de pruebas a 3100 iteraciones. Gráficamente se observa como el algoritmo PSM se encarga de conservar el valor del mínimo obtenido y los parámetros con los que se obtiene hasta el momento en que se encuentre un mínimo



global. Como resultado de las experimentaciones anteriores se obtienen los mejores valores encontrados para la sintonización del SIB T-S y CBMD con los cuales se presenta unos errores mínimos. Los valores óptimos de sintonización para este caso de estudio son: número de conjuntos borrosos igual a 7, regresor asociado al pH del jugo alcalinizado igual a 1, regresor asociado al flujo de la lechada de cal  $F_c$  igual a 1, regresor asociado al flujo de jugo sulfitado  $F_j$  igual a 1, regresor asociado al pH de lechada de cal  $pH1$  igual a 1, regresor asociado al pH de jugo sulfitado de  $pH2$  igual a 1.

**Tabla 3-9:** Valores de sintonización para el SIB T-S y CBMD caso dos

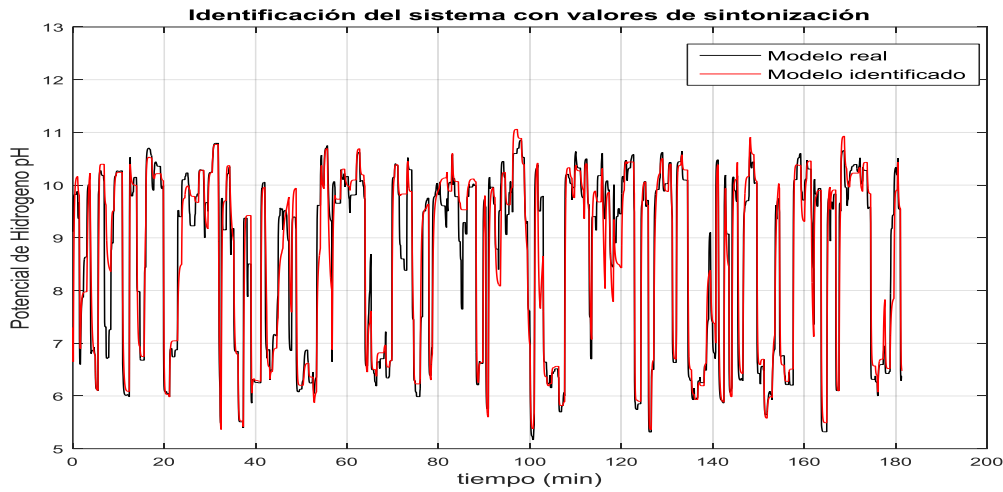
VARIABLES DE REGRESIÓN	VALOR DE REGRESOR OPTIMO
Flujo de la lechada de cal $F_c$	2
Flujo de jugo sulfitado $F_j$	1
pH del jugo alcalinizado $pH$	1
pH de lechada de cal $pH1$	1

Elaboración propia

## 6. Sintonización de valores y análisis de desempeño

Se realiza la simulación de los valores obtenidos en el paso anterior para determinar el comportamiento final del sistema. Para el proceso de validación se compara el modelo real con el modelo identificado por medio de la sintonización del SIB T-S con CBMD como se muestra en la Figura 3-18. De igual forma que en el caso anterior el principal criterio de desempeño utilizado para determinar el comportamiento del SIB T-S con CBMD es la integral del error cuadrático ICE. SE RETIRA UNA LÍNEA DE TEXTO.

**Figura 3-19:** Comparación de datos reales y hallados con SIB T-S para el número de conjuntos borrosos con regresores sintonizados con valores óptimos.



Fuente: Elaboración propia

Con el ánimo de corroborar los resultados obtenidos con la optimización, se obtienen los valores representados en la Tabla 3-10, donde se realiza la comparación entre el modelo real y el modelo obtenido con la sintonización del SIB T-S con CBMD. Al realizar la sintonización del sistema con otros valores se observa la diferencia en el error.

**Tabla 3-10:** Variables de entrada y salida del proceso

Pruebas	Valores de los parámetros de sintonización	Índice de error cuadrático	Tiempo promedio de computación
<b>Sintonización 1</b>	pH=50, Fc=50, Fj=50, pH1=50, pH2=50	30.8570	0.0165
<b>Sintonización 2</b>	pH=1, Fc=1, Fj=1, pH1=1, pH2=1	20.023	0.0048
<b>Sintonización 3</b>	pH=2, Fc=1, Fj=1, pH1=1, pH2=1	5.5238	$7.3465 \times 10^{-4}$

Fuente: Elaboración propia

## **Etapas 2**

La sintonización del NMPC requiere de la implementación del modelo obtenido anteriormente. De igual forma en la que se desarrolló la búsqueda de los parámetros de sintonización del SIB T-S y CBMD se aplica el PSM, para determinar el comportamiento del sistema al modificar los parámetros  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$ . La sintonización se realiza partiendo de la elaboración de una fase de experimentación en donde se determina el mínimo error global realizando la combinación de tales parámetros. El gráfico de evolución generado por el PSM se relaciona el valor de cada parámetro de sintonización variable más significativa y la combinación de los regresores de las demás variables, determinando el error particular para cada prueba. Las etapas de sintonización son aplicadas para el caso de alcalinización de jugo de caña de azúcar.

### **1. Implementación del modelo.**

Se sintoniza el SIB T-S con CBMD con los valores de la sintonización 3, los cuales son los óptimos para el número de conjuntos y regresores de las variables  $pH, Fj, Fc, pH1, pH2$  con los que se obtiene el modelo adecuado. Se genera una base de datos con los centros y los ponderadores generados por dicho modelo la cual es posteriormente invocada en el algoritmo para la simulación del comportamiento del NMPC. Los centros y ponderadores de esta base de datos, servirán como entrada para la construcción del modelo de predicción del controlador, con el cual se tomarán las acciones de predicción.

### **2. Implementación de algoritmo búsqueda de patrones PSM**

Se toma el algoritmo de simulación del NMPC que cuenta con el modelo de predicción identificado por medio del SIB T-S con CBMD y se le aplica el algoritmo de reconocimiento de patrones para encontrar los valores de cada parámetro que permitan la obtención de un valor mínimo global del error de la variable, al momento de realizar el control en el proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar del pH. Para la consecución adecuada de los parámetros se requiere una definición de las mallas asociadas a cada uno de ellos como se realiza en el siguiente paso.

- **Definición mallas exteriores.**

Para la estimación de los parámetros se definen las condiciones iniciales de las mallas exteriores en el siguiente orden: horizonte de predicción  $P$ , horizonte de control  $M$ , pesos  $\alpha$ ,  $\beta$ . Basado en propuestas de control realizadas para este caso de estudio, se define

que la penalización sobre los movimientos bruscos de la salida predicha no es relevante (Isaza, 2012a). Por tal razón el parámetro  $\Gamma$  se iguala a cero, permitiendo que las condiciones iniciales del peso  $\beta$  sean iguales al peso  $\alpha$ , como se especificó en 2.2. Se construyen cuatro mallas conservando las restricciones planteadas en el Capítulo 2. Las condiciones iniciales de cada malla se dan de la siguiente forma, resaltando que el valor del parámetro  $M$  se inicializa en un valor constante de 1 y no se optimiza: Como la FC se compone por dos factores asociados a  $\alpha$  y  $\beta$ , se recomienda otorgar el mismo grado de penalización por lo que las condiciones de la malla serán  $\beta = \alpha$ .

$$P \in [1,50], M \in [1,1], \alpha \in [0.1,100000], \beta \in [0.1,100000]$$

- **Definición de mallas interiores**

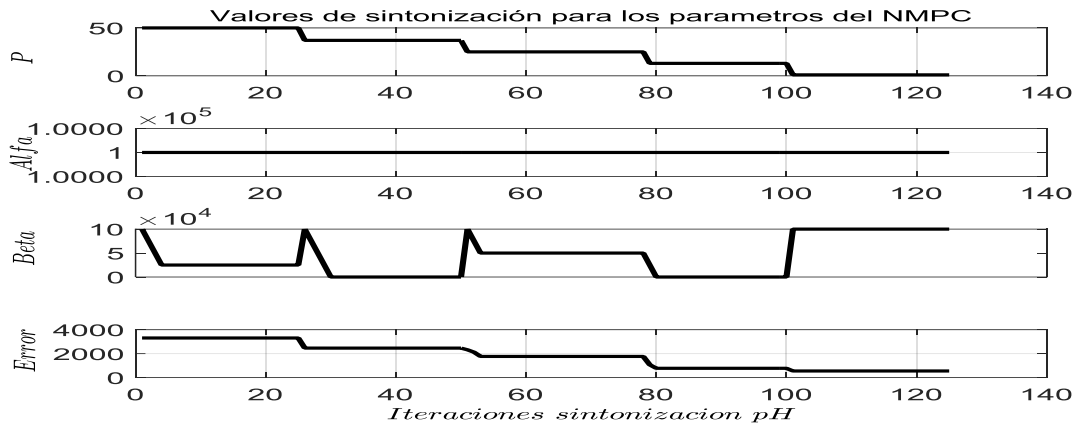
Se delimitan las mallas interiores conforme a la dimensión de las mallas exteriores definidas previamente, debido a que se garantiza una búsqueda óptima de los mínimos locales ubicando los límites interiores en igual proporción que los de la malla exterior:

$$P_{int} \in [1,50], M_{int} \in [1,1], \alpha_{int} \in [0.1,100000], \beta_{int} \in [0.1,100000]$$

### 3. Evolución e Identificación paramétrica de valores

Empleando el algoritmo de simulación se realizan las iteraciones en paralelo de cada variable y a su vez se identifica el error comparando el valor deseado con el valor actual de la variable repitiendo este procedimiento hasta alcanzar un error mínimo del índice de desempeño ICET para el control del *pH*. Se identifica así los valores de los parámetros adecuados del NMPC a sintonizar. En la Figura 3-19 se muestra el gráfico de evolución de la búsqueda de parámetros para la sintonización.

**Figura 3-20:** Evolución de parámetros de sintonización  $P$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  con algoritmo PSM



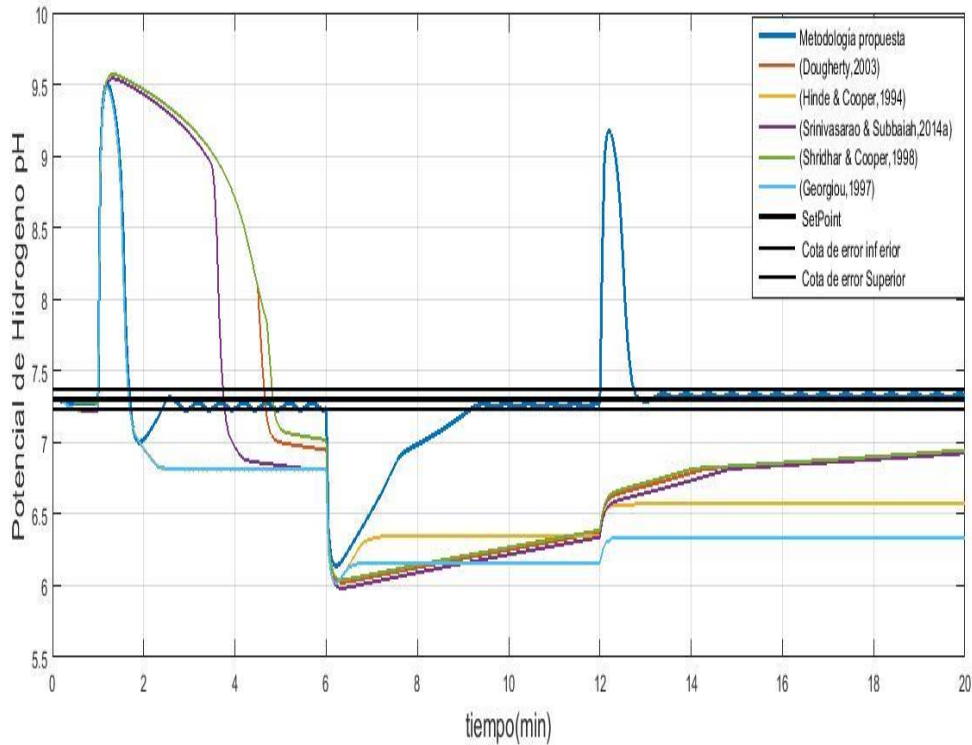
Fuente: Elaboración propia

El diagrama de evolución muestra el comportamiento de los valores a sintonizar en el NMPC para el caso de alcalinización de jugo de caña de azúcar. Con  $M$  sintonizado en un valor de uno, el horizonte de predicción en su máximo valor y los pesos  $\alpha$ ,  $\beta$  asociados respectivamente al error generado y a la acción de control sintonizados en los valores máximos generan un error amplio y poco deseado en el sistema. Con la evolución del grafico es notorio que la disminución del error se da con la combinación en la sintonización de los parámetros con los siguientes valores  $P=1$ ,  $M= 1$ ;  $\alpha =1 \times 10^5$ ,  $\beta =10 \times 10^4$  conservando las relaciones planteadas por la metodología propuesta.

#### 4. Sintonización de valores y análisis de desempeño.

De igual forma que para el caso de estudio anterior se simulan los valores de los parámetros anteriormente obtenidos. Se realiza la comparación con el comportamiento del controlador sintonizado con propuestas de otros autores y se valora su rendimiento por medio de índices de desempeño que determina el comportamiento del mismo. Como se realizó para el caso de estudio anterior, el índice de desempeño a utilizar es el ICET por su fuerte penalización de los errores y del tiempo de respuesta.

**Figura 3-21:** Comparación de respuesta del NMPC con SIB T-S con CBMD sintonizado con diversas propuestas caso de estudio alcalinización de jugo de caña de azúcar.



Fuente: Elaboración propia

Las simulaciones se realizan con perturbaciones que son comunes en procesos reales de clarificación de jugo de caña de azúcar, correspondientes a la reducción en el flujo de caña sulfitado y la reducción en el pH de jugo de caña sulfitado (Isaza, 2012b). Las perturbaciones corresponden al incremento en el pH de lechada de cal, la reducción en el flujo de caña sulfitado y la reducción en el pH de jugo de caña sulfitado. En los resultados obtenidos en la simulación del NMPC con SIB T-S con CBMD para el control de pH, se tiene un rango de error permitido que se representa gráficamente con la franja de color negro en la cual se tiene en la parte central el valor deseado o set point para el pH, y las franjas laterales superior e inferior son las cotas de error superior e inferior permitidos.

Diversos autores han planteado la sintonización por diferentes métodos para el control de los procesos químicos, los cuales han sido utilizados como comparación de la metodología propuesta. En la Figura 3-22 se tiene la representación del comportamiento del NMPC para el control del pH. Para la sintonización mediante las propuestas de

(Georgiou, 1997; Hinde & Cooper, 1994) el índice de desempeño empleado ICET refleja valores muy altos, indicando un error permanente muy amplio y una velocidad de repuesta no muy adecuada para el proceso. Las propuestas de (Shridhar & Cooper, 1998; Srinivasarao & Subbaiah, 2014b) presentan una leve disminución en el sobreimpulso de la respuesta, adicionalmente se puede destacar una mejoría en la respuesta que trata de acercarse al valor deseado.

Sin embargo, los errores con valores del orden de  $2.4831 \times 10^3$  siguen siendo demasiado altos sin alcanzar valor de referencia en estado estable. La sintonización desarrollada con parámetros propuestos por (Dougherty & Cooper, 2003) presentan un sobreimpulso más pequeño al momento de recibir su segunda perturbación. El comportamiento del NMPC con SIB T-S y CBMD sintonizado con los parámetros hallados con la metodología propuesta, presenta un comportamiento adecuado para el proceso. El error del índice de desempeño (ICET) presentado con el controlador como se observa en la Tabla 3-9 es el valor mínimo presentado con las demás sintonizaciones y se encuentra dentro del margen de error aceptable. Analizando en la respuesta temporal otros aspectos que pueden ser valiosos, se tiene que los sobreimpulsos generados para la primera perturbación por todas las sintonizaciones son muy similares, encontrándose entre el orden del 29.8% y el 31.07%.

Para la segunda perturbación generada a los 12 minutos, se presenta una desviación con respecto al valor deseado en las respuestas con las demás propuestas de sintonización, sin embargo, aunque la respuesta para la propuesta metodológica planteada presenta un sobre impulso de 29.3%, tiene la capacidad de llevar el comportamiento de la variable muy cercano al valor deseado.

El aspecto en contra de la respuesta generada por la metodología propuesta es el rizado presentado de igual forma que para el caso de estudio anterior.

Lo anterior es atribuible a dos razones, inicialmente el método de optimización utilizado en el NMPC es el método de Optimización por enumeración restringida OER. Este método presenta un paso fijo para el cálculo de las políticas de control, no obstante esto puede ser mejorado modificando el paso del algoritmo. Adicionalmente la no ponderación del factor de peso  $\Gamma$  que se encarga de proporcionar suavidad en la salida del sistema puede modificarse buscando una mejoría en la respuesta lo que puede ser objeto de un

trabajo futuro. La carga computacional del NMPC calculado en segundos, depende en gran parte del procesador empleado. El procesador empleado para la simulación del algoritmo es un Intel® Core(TM) i3 CPU 2.53Ghz.

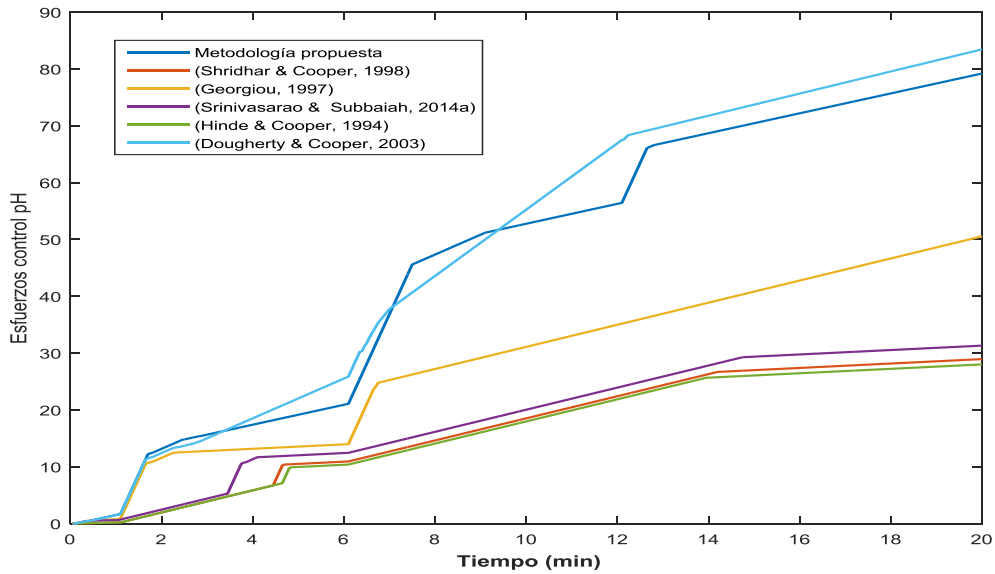
Con este equipo se obtienen tiempos muy similares para todas las simulaciones, sin embargo el tiempo de ejecución de la simulación del NMPC empleando la metodología propuesta es más reducido que las demás propuestas a excepción de la desarrollada por (Shridhar & Cooper, 1998).

En cuanto a los esfuerzos del elemento final de control se pueden visualizar en la Figura 3-21, donde se observa de forma clara el ascenso de esfuerzo en todas las propuestas de sintonización. Sin embargo los mejores comportamientos se dan con la propuesta y las sintonizaciones desarrolladas con (Hinde & Cooper, 1994; Shridhar & Cooper, 1998) con valores de 28 y 28.93 respectivamente.

Posteriormente otros comportamiento aceptables son los de (Srinivasarao & Subbaiah, 2014b) y (Georgiou, 1997) con valores de 31.30 y 50.53. Sin embargo aunque la metodología propuesta presenta un esfuerzo relativamente grande con respecto a las demás propuestas, esto puede ser un factor secundario al momento de compararla con el error generado como se observa en la Tabla 3-9.



Figura 3-21: Comparación de esfuerzos del EFC para caso alcalinización de jugo de caña de azúcar.



Fuente: Elaboración propia

Tabla 3-11: Índices de desempeño de los controladores simulados para el caso de estudio alcalinización del jugo de caña de azúcar.

Propuestas de sintonización	ICET pH	ICET Promedio	Máximo Sobre impulso Mp en %	Tiempo Promedio Computación en seg	Esfuerzo EFC
Metodología propuesta	553.2816	0.0690	30.3170	$4.2783 \times 10^{-4}$	79.1858
(Shridhar & Cooper, 1998)	$2.4831 \times 10^3$	0.3096	31.0739	$4.2388 \times 10^{-4}$	28.9337
(Georgiou, 1997)	$3.9504 \times 10^3$	0.3157	29.8152	$4.2881 \times 10^{-4}$	50.5342
(Hinde & Cooper, 1994)	$2.5321 \times 10^3$	0.3006	31.0739	$4.4185 \times 10^{-4}$	28.0000
(Srinivasarao & Subbaiah, 2014a)	$2.5011 \times 10^3$	0.3119	30.6831	$4.6854 \times 10^{-4}$	31.3067
(Dougherty & Cooper, 2003)	$2.4112 \times 10^3$	0.4926	29.8718	$4.4517 \times 10^{-4}$	83.4359

Fuente: Elaboración propia

Lo valores de los parámetros de sintonización de la propuesta metodológica para este caso de estudio son:  $P$  igual a 1,  $M$  en un valor constante de 1,  $\alpha$  en un valor de 100000,  $\beta$  en un valor de 100000. Para el valor de  $\Gamma$  no se pondera tomando como referencia trabajos desarrollados para la misma aplicación (Isaza, 2012b)..

### 3.3 Resumen

En el capítulo tres, se desarrolló la evaluación de la metodología propuesta para la sintonización del NMPC con SIB T-S y CBMD. Inicialmente se definen como casos de estudio: el control de la concentración en un CSTR y el control de pH en el proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar. Se realiza una contextualización sobre las variables de influencia, entradas, salidas y valores de restricción de cada caso. Posteriormente se aplican cada uno de los pasos de la metodología propuesta, iniciando por la sintonización del SIB T-S con CBMD para obtener el modelo de predicción y posteriormente determinar los valores para la sintonización del NMPC. Finalmente se realiza la comparación de la respuesta del NMPC con SIB T-S con CBMD sintonizado con diversas propuestas, incluyendo la propuesta metodológica objeto de este trabajo. Se desarrolla la evaluación del comportamiento del controlador con el índice de desempeño integral del error cuadrático por el tiempo ICET. Con este índice se determinan las características del comportamiento del error y la velocidad de respuesta obtenidos con el NMPC.

## 4. Conclusiones y trabajos futuros

### 4.1 Conclusiones

A continuación, se presentan algunas conclusiones derivadas del desarrollo de este trabajo de investigación. Las conclusiones planteadas se hacen de forma secuencial, apoyados en los planteamientos y validaciones de los desarrollos propuestos.

El estado del arte permite caracterizar las estrategias de control predictivas basados en modelo MPC y sus aplicaciones no lineales que se orientan a los NMPC. Tal caracterización resalta la importancia del modelo de predicción empleado en el NMPC, con el cual se determina mejor la dinámica del proceso. La anterior caracterización permite de igual forma definir elementos transversales en diversas posturas para la sintonización de los NMPC, generando herramientas para el desarrollo de la propuesta metodológica para la sintonización del NMPC con SIB T-S con CBMD. Al abordar el desarrollo de la evaluación de la metodología propuesta para la sintonización del NMPC con SIB T-S y CBMD, se definen como casos de aplicación el control de la concentración en un CSTR y el control de pH en el proceso de alcalinización de jugo de caña de azúcar en los cuales se implementan los pasos de identificación por medio del SIB T-S con CBMD obteniendo el modelo de predicción y posteriormente realizando la sintonización del NMPC para determinar su comportamiento.

Como resultado de la investigación presentada se determina inicialmente que la sintonización de los NMPC puede ser clasificada en estrategias generales de sintonización en línea y fuera de ella, las cuales pueden ser desarrolladas utilizando métodos de respuesta temporal y las técnicas de optimización. Estas últimas se presentan como una excelente alternativa para realizar una sintonización óptima de este tipo de estrategias de control. Se evidencia la importancia del modelo de predicción para

los NMPC y su sintonización. Sin embargo, aunque los modelos de predicción pueden ser representados de diversas formas se identifica la ausencia de trabajos desarrollados empleando modelos obtenidos por medio de sistemas de inferencia borrosa SIB T-S y CBMD que han demostrado ser más flexibles para aplicaciones en procesos químicos con aplicación en la industria. La primera etapa de la tesis también permite definir que existen diversos métodos de optimización que pueden ser empleados para la sintonización de los parámetros del NMPC. Se identifica un método de optimización que no ha sido empleado para este tipo de aplicaciones y que presenta ventajas importantes el cual es definido como el método de búsqueda de patrones PSM que permite la construcción de una metodología clara para la sintonización de un NMPC con SIB T-S con CBMD aplicado a procesos químicos.

La parte principal de esta tesis es la propuesta metodológica para la sintonización del NMPC con SIB T-S y CBMD. Esta se sintetiza en dos etapas generales, en las cuales cobra relevancia la generación de la información de entrada o base de datos que es considerada como la parte inicial e importante de la primera etapa de la propuesta. Se concluye que la importancia de esta entrada radica en que la sintonización desarrollada permitirá un funcionamiento aceptable del controlador en cualquier punto de operación del proceso sin necesidad de tener puntos de operación especiales, como ocurre en el caso de tener un sistema lineal o una aproximación. Esta base de datos se utiliza como entrada a la primera etapa de la propuesta metodológica que consiste en la búsqueda del número de conjuntos de agrupamiento y de los regresores para la identificación del modelo con el SIB T-S y CBMD. Esta identificación permite la obtención del modelo de predicción del NMPC para el cual se sintonizan los parámetros  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\Gamma$ . Se certifica la importancia del método de búsqueda de patrones (PSM) que a diferencia de otros métodos de optimización no requiere de ajustes excesivos evitando el estancamiento en mínimos locales realizando una búsqueda exhaustiva de un valor mínimo reduciendo el número de pruebas de forma significativa. Sin embargo, se resalta la importancia de definir de forma adecuada las condiciones iniciales de parametrización de la técnica de optimización, por lo que esta definición se convierte en una etapa central de la metodología de sintonización del NMPC con SIB T-S y CBMD.

La última etapa del proyecto permite determinar el comportamiento del controlador sintonizado con diversas propuestas, incluyendo la propuesta metodológica objeto de

este trabajo. Dicha comparación permite concluir por medio del índice de desempeño integral del error cuadrático por el tiempo ICET sobre el comportamiento de la respuesta obtenida con el NMPC. Se identifica un comportamiento de control aceptable del NMPC con SIB T-S con CBMD sintonizado con la metodología aplicada en procesos químicos, sin embargo, se observa que en estado estacionario se presentan oscilaciones que aunque se encuentran dentro de los valores de error aceptados pueden ser sujetas a mejoras en trabajos futuros. Por esta razón se concluye que la técnica de optimización OER es susceptible de mejoras dado que este método presenta un paso fijo para el cálculo de las políticas de control que puede ser una razón por la cual se presenta el rizado en estado estacionario. Se identifica que un factor que puede contribuir a suavizar la respuesta en estado estacionario puede ser la implementación de un ajuste fino al valor del peso  $\Gamma$  en cargo de proporcionar suavidad en la salida del sistema.

La conclusión general de esta tesis se enfoca en demostrar la importancia de una técnica de control avanzada como lo son los NMPC que en compañía con los Sistemas de Inferencia Borrosa Takagi Sugeno SIB T-S se convierten en una poderosa herramienta al momento de tratar sistemas no lineales en general. Una estrategia de sintonización como la propuesta lanzada en esta tesis permite realizar el control en un amplio rango de valores no lineales sin necesidad de realizar aproximaciones de ningún tipo como en la gran parte de propuestas de sintonización para estas estrategias de control. Se pretende con este trabajo desarrollar un acercamiento claro de las técnicas de control avanzadas como la tratada en este trabajo a las aplicaciones industriales, donde es necesario contar con herramientas que flexibilicen su implementación. La metodología propuesta para la sintonización de un NMPC con SIB T-S con CBMD puede constituirse en un primer paso para que la industria adopte tales técnicas de control que permitan en un momento determinado llegar a la implementación máxima en los procesos como hoy día ocurre con los controladores PID que presentan comportamientos aceptables, no obstante, pueden ser apoyados por las alternativas de control avanzadas cuando de optimizar los procesos se trata.

## 4.2 Trabajos futuros

Con respecto al Capítulo 1, se propone como trabajo futuro la exploración de otras técnicas de optimización que puedan ser implementadas al momento de realizar la búsqueda de los parámetros de sintonización tanto del SIB T-S con CBMD como del

NMPC. De ser posible se plantea realizar combinaciones de sistemas de forma tal que se utilicen técnicas híbridas para tal sintonización en búsqueda de la optimización de la técnica de control aplicada.

Adicionalmente puede realizarse modificaciones en la técnica de optimización del NMPC para cumplir con las restricciones generadas desde la ingeniería de procesos para las variables a controlar como los rangos en los cuales pueden mantenerse considerándose aceptable.

Para el Capítulo 2 se plantea como un trabajo futuro la búsqueda de otros casos de estudio y aplicaciones reales que presenten comportamientos con no linealidad en el sector industrial. Con el ánimo de realizar la aplicación de los pasos de la metodología propuesta para analizar los resultados en procesos no químicos y concluir el comportamiento sobre otras aplicaciones.

En el Capítulo 3, el algoritmo de Optimización por Enumeración Restringida empleado en la tesis como la técnica de optimización del NMPC, es un factor importante el comportamiento del mismo. Esta técnica de optimización presenta buenos resultados experimentales, pero puede ser mejorada debido a que las respuestas de salidas controladas presentan oscilaciones permanentes en su estado estacionario relacionado con el paso fijo del OER. Se plantea la posibilidad de aplicar herramientas que modifiquen el paso del algoritmo y por ende el rizado presentado en estado estable de las variables.

## Bibliografía

- Adeli, H., & Cheng, N. T. (1993). Integrated genetic algorithm for optimization of space structures. *Journal of Aerospace Engineering*, 6(4), 315–328.
- Agarwal, N., Huang, B., & Tamayo, E. . (2007). Assessing model prediction control (MPC) performance. Bayesian approach for constraint tuning. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 46, 8112–8119.
- Ali, E., & Al-Ghazzawi, A. (2001). Automatic tuning of model predictive controllers based on fuzzy logic. *Optimization*, 2(1), 136–142.
- Ali, E., & Al-Ghazzawi, A. (2003). On-line tuning of model predictive controllers using fuzzy logic. *Canadian Journal of Chemical Engineering*, 81(5), 1041 – 1051.
- Ali, E., & Al-Ghazzawi, A. (2008). On-line tuning of model predictive controllers using fuzzy logic. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 81(5), 1041–1051. doi.org/10.1002/cjce.5450810515
- Alkan, M., & Erkmén, A. (1994). Fuzzy dynamic programming electrothechnical conference proceedings. *Electrothechnical Conference Proceedings, 7th Mediterranean IEEE*, 2723-726.
- Allgöwer, F., Findeisen, R., & Nagy, Z. K. (2004). Nonlinear model predictive control: From theory to application. *Journal of the Chinese Institute of Chemical Engineers*, 35(3), 299–315. Recuperado de from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-3543101406&partnerID=40&md5=fd446014af2e2f7ba20ecfa928964063>
- Álvarez, H. (2000a). Control predictivo basado en modelo borroso para el control de pH. *Serie Temas de Automática*, 10.
- Álvarez, H. (2000b). Control predictivo basado en modelo borroso para el control de pH. *Editorial Fundacion UNSJ*.
- Álvarez, H., Lamanna, R., Vega, P., & Revollar, S. (2009a). Metodología para la obtención de modelos semifísicos de base fenomenológica aplicada a una sulfitadora de jugo

- de caña de azúcar. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 6(3), 10–20. doi.org/10.1016/S1697-7912(09)70260-2
- Álvarez, H., Lamanna, R., Vega, P., & Revollar, S. (2009b). Metodología para la obtención de modelos semifísicos de base fenomenológica aplicada a una sulfitadora de jugo de caña de azúcar. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 6(3), 10–20. doi.org/10.1016/S1697-7912(09)70260-2
- Álvarez, H., & Peña, M. (2004). Modelamiento de sistemas de inferencia borrosa tipo Takagi–Sugeno. *Avances en Sistemas e Informatica*, 1, 1–11.
- Ammar, M. E. (2016). Tuning model predictive controllers for cross-direction processes. In *2016 International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)* (pp. 746–751). IEEE. doi.org/10.1109/CoDIT.2016.7593656
- Audet, C. (2004). Convergence results for generalized pattern search algorithms are tight. *Optim. Eng*, 5(2), 101–122.
- Bagheripour, P., & Asoodeh, M. (2013). Fuzzy ruling between core porosity and petrophysical logs: Subtractive clustering vs. genetic algorithm - pattern search. *J. Appl. Geophys*, 99, 35–41.
- Banerjee, P., & Shah, S. L. (1992). Tuning guidelines for robust generalized predictive control. *Proceedings of the 31st IEEE Conference on Decision and Control*, 16–18.
- Bari, M., Baoti, M., & Morari, M. (2005). On-line tuning of controllers for systems with constraints, (4), 8288–8293.
- Baric, M., Baotic, M., & Morari, M. (2005). On-line Tuning of Controllers for Systems with Constraints. *IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*, (4), 8288–8293.
- Biegler, L. T. (2010). Nonlinear programming. Concepts, algorithms and applications to chemical process optimization. *SIAM, Society for Industrial and Applied Mathematics*.
- Bordons, C. (2000). *Control predictivo: Metodología, tecnología y nuevas perspectivas*. Almería.
- Bouskova, A., Dohanyos, M., & Schmidt, J. E. (2005). Strategies for changing temperature from mesophilic to thermophilic conditions in anaerobic CSTR reactors treating sewage sludge. *Water Research*, 39(8), 1481–1488.
- Camacho, E., & Bordons, F. (1999). Model predictive control. *Igarss 2014*, 10(1), 1038–1039. doi.org/10.1007/s13398-014-0173-7.2
- Camp, C., & Barron, J. (2004). Design of space trusses using ant colony optimization.



- Journal of Structural Engineering*, 130(5), 741–751.
- Cannon, M., & Kouvaritakis, B. (2001). *Nonlinear predictive control: Theory and practice* (IEEE). London: Institution of Engineering and Technology.
- Chen, H., Kremling, A., & Allgower, F. (1995). Nonlinear predictive control of benchmark CSTR. *Proceedings of 3rd European Control Conference*, 3247–3252.
- Chen, J., Peng, Y., Han, W., & Guo, M. (2011). Adaptive fuzzy sliding mode control in pH neutralization process. *Procedia Engineering*, 15, 954–958. doi.org/10.1016/j.proeng.2011.08.176
- Clarke, D., & Mohtadi, C. (1987). Generalized predictive control part I. The basic algorithms. *Automatica*, 137–148.
- Cohen, G., & Coon, G. (1953). Theoretical considerations of retarded control, ASME transactions. *ASME Transactions*, 75, 827–834.
- Cutler, C. (1983). *An optimal multivariable control with constraints*. Houston: University of Houston.
- Díez, J. L., Navarro, J. L., & Sala, A. (2007). A fuzzy clustering algorithm enhancing local model interpretability. *Soft Computing*, 11(10), 973–983. doi.org/10.1007/s00500-006-0146-7
- Domingues, D. S., Takahashi, H. W., & Camara, C. A. (2012). Automated system developed to control pH and concentration of nutrient solution evaluated in hydroponic lettuce production. *Computers and Electronics in Agriculture*, 84, 53–61.
- Dougherty, D., & Cooper, D. J. (2003). A practical multiple model adaptive strategy for multivariable model predictive control. *Engineering Practice*, 11, 649–664.
- Ebenau, G., & Rottschäfer, J. B. (2005). An advanced evolutionary strategy with an adaptive penalty function for mixed-discrete structural optimisation. *Advances in Engineering Software*, 36(1), 29–38.
- Edouard, D., Dufour, P., & Hammouri, H. (2005). Observer based multivariable control of a catalytic reverse flow reactor: Comparison between LQR and MPC approaches. *Chem. Eng. Journal.*, 29, 851-865.
- Espinosa, J. J., & Vandewalle, J. (1999). Predictive control using fuzzy models. In Roy R., Furuhashi T., Chawdhry P.K. (eds.), (pp. 187-200). *Advances in Soft Computing*, 187–200.
- Ferramosca, A., Gruber, J. K., Limón, D., & Camacho, E. F. (2013). Control predictivo para seguimiento de sistemas no lineales. Aplicación a una planta piloto. *Revista*

- Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 10(1), 18–29.  
<http://doi.org/10.1016/j.riai.2012.11.002>
- Flores-Tlacuahuac, A., Morales, P., & Rivera-Toledo, M. (2012). Multiobjective nonlinear model predictive control of a class of chemical reactors. *51(17)*, 5891.
- García, C., & Morshedi, A. (1986). Quadratic programming solution of dynamic matrix control (QDMC). *Chemical Engineering Communications*, 46, 73–87.
- Garriga, J., & Soroush, M. (2010). Model predictive control tuning methods : A review. *Industrial & Engineering Chemistry Researchden*, 3505–3515.
- Ge, S., Hang, C., & Zhang, T. (1999). Nonlinear adaptive control using neural networks and its application to CSTR systems. *Process Control*, 9(4), 313–323.
- Genceli, H., & Nikolaou, M. (1993). Robust stability analysis of constrained  $l_1$  - norm model predictive control. *AIChE*, 39(12).
- Georgiou, A. (1997). Study of predictive controller tuning methods\* IL, 33(12), 2243–2248.
- Georgiou, A., Georgakis, C., & Luyben, W. L. (1988). Nonlinear dynamic matrix control for high-purity distillation columns. *AIChE J*, 34(8), 1287–1298.
- Gholaminejad, T., Khaki-Sedigh, A., & Bagheri, P. (2016). Adaptive tuning of model predictive control based on analytical results. In *2016 4th International Conference on Control, Instrumentation, and Automation (ICCIA)* (pp. 226–232). IEEE.  
<http://doi.org/10.1109/ICCIAutom.2016.7483165>
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co.
- Gruber, J. K., & Bordons, C. (2007). Control predictivo no lineal basado en modelos de volterra. Aplicación a una planta piloto. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 4(3), 34–45. [doi.org/10.1016/S1697-7912\(07\)70223-6](http://doi.org/10.1016/S1697-7912(07)70223-6)
- Hadjili, M. L., & Kara, K. (2011). Modelling and control using Takagi-Sugeno fuzzy models. *Saudi International Electronics, Communications and Photonics Conference (SIEPCP)*, (4), 1–6. [doi.org/10.1109/SIEPCP.2011.5876946](http://doi.org/10.1109/SIEPCP.2011.5876946)
- Han, K., Zhao, J., & Qian, J. (2006). A novel robust tuning strategy for model predictive control. *Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation*, 2, 21–24. Recuperado de [doi:10.1109/WCICA.2006.1714318](http://doi.org/10.1109/WCICA.2006.1714318)
- Herrera, J., Ibeas, A., & de la Sen, M. (2013). Identification and control of integrative MIMO systems using pattern search algorithms: An application to irrigation channels. *Eng. Appl. Artif. Intell*, 26, 334–346.

- Herrera, J., Ibeas, A., de la Sen, M., Alcantara, M., & Serna-Garces, S. (2013). Identification and control of delayed siso systems through pattern search methods. *J. Franklin Inst. B*, 3128–3148.
- Hinde, R., & Cooper, D. J. (1994). A pattern-based approach to excitation diagnostics for adaptive process control. *Chem. Eng. Sci*, 49(9), 1403–1415.
- Holland, J. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems*. Michigan, United States: University of Michigan.
- Huusom, J. K., Poulsen, N. K., Jorgensen, S. B., & Jorgensen, J. B. (2010). Tuning of methods for offset free MPC based on ARX model representations. *Proceedings of the 2010 American Control Conference IEEE*. 2355–2360. doi.org/10.1109/ACC.2010.5530560
- Iglesias, J. E., Sanjuán, M., & Smith, C. (2006). Tuning equation ford dynamic matrix control in siso loops. *Revista Científica Ingeniería y Desarrollo*, 19. Recuperado de <http://rcientificas.uninorte.edu.co/index.php/ingenieria/article/view/2488/1630>
- Isaza, J. A. (2012a). *Evaluación de un controlador predictivo basado en un modelo semifísico de inferencia borrosa Takagi-Sugeno con conjuntos multidimensionales* (Tesis de maestría, Universidad Nacional, Manizales, Colombia). Recuperado de <http://www.bdigital.unal.edu.co/5975/1/7109552.2012.pdf>
- Isaza, J. A. (2012b). Evaluación de un controlador predictivo basado en un modelo semifísico de inferencia borrosa Takagi-Sugeno con conjuntos multidimensionales Evaluation of a model predictive control using a fuzzy inference system Takagi-Sugeno with multidimensional sets.
- Isaza, J. A., & Álvarez, H. (2011a). Optimización por Enumeración Restringida: una propuesta para la solución del problema de Optimización No Lineal en el CPNBM. // *Congreso de Inteligencia Artificial*.
- Isaza, J. A., & Álvarez, H. (2011b). Selección de parámetros para un Sistema de Inferencia Borrosa Takagi Sugeno con Conjuntos Borrosos Multidimensionales. *XIV Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control RPIC*.
- Karacan, S. (2001). Application of Ootimal adaptive Ggneralized predictive control to a packed distillation column. *Chem. Eng. Journal.*, 84, 389–396.
- Lee, E. B., & Markus, L. (1967). *Foundations of optimal control theory*. New York: John Wiley and Sons.
- Lee, J., & Yu, Z. (1994). Tuning of model predictive controllers for robust performance.

- Chem. Eng. Journal*, 18(1), 15–37.
- Lemonge, A., & Barbosa, H. (2003). A new adaptive penalty scheme for genetic algorithms. *Information Sciences*, 3(156), 215–251.
- Lemonge, A., & Barbosa, H. (2004). An adaptive penalty scheme for genetic algorithms in structural optimization. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 59(5), 703–736.
- Limón, D., Alvarado, I., & Camacho, E. F. (2008). MPC for tracking piecewise constant references for constrained linear systems. *Automatica*, 44(9), 2382–2387. doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.automatica.2008.01.023
- Liu, L., & Zhang, X. (2006). Generalized pattern search methods for linearly equality constrained optimization problems. *Appl. Math. Comput*, 181, 527–535.
- Liu, W., & Wang, G. (2000). Auto tuning procedure for model based predictive controller. *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. Recuperado de doi:10.1109/ICSMC.2000.886537
- Lozano, F., & Go, J. M. (2016). An Algorithm for Tuning NMPC Controllers with Application to Chemical Processes. *Ind. Eng. Chem. Res*, 55(34), 9215–9228. doi.org/10.1021/acs.iecr.6b01121
- Luus, H. (1996). Numerical convergence properties of iterative dynamic programming when applied to high dimensional systems. *Trans I Chem*, 74, 55–62.
- Mamdani, E. H. (1974). Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, 121(12), 1585. doi.org/10.1049/piee.1974.0328
- Marquis, P., & Broustail, J. P. (1988). A bridge between state space and model predictive controllers: Application to the automation of a hydrotreating unit. *Proceedings of the IFAC Workshop on Model Based Predictive Control*.
- Maurath, P. R., Mellichamp, D. A., & Seborg, D. E. (1988). Predictive controller design for single-input/single-output (SISO) systems. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 27(6), 956–963. Recuperado de <http://cat.inist.fr/?aModele=afficheN&cpsidt=7707363>
- McIntosh, A., & Shah, S. (1990). Performance tuning of adaptive generalized predictive control. *Proceedings of the 11 Th IFAC World Congress, Tallinn USSR*, 23(8), 339–344. doi.org/10.1016/S1474-6670(17)52031-5
- McIntosh, A., Shah, S., & Fisher, D. (1989). Selection of tuning parameters for adaptive

- generalized predictive control. *Proceedings of the 1989 American Control Conference*, 21–23.
- McIntosh, A., Shah, S., & Fisher, D. (1991). Analysis and tuning of adaptative generalized predictive control. *Journal of Chemical Eng*, 69, 97–110.
- Meadows, E., & Rawlings, J. (1997). Model predictive control. *Nonlinear Process Control*, 233–310.
- Morari, M., & Lee, J. H. (1999). Model predictive control: Past , present and future. *Computers & Chemical Engineering*, 23, 667–682.
- Nagrath, D., Prasad, V., & Bequette, B. W. (2002). A model predictive formulation for control of open-loop unstable cascade systems. *Chemical Engineering Science*, 57, 365–378.
- Negenborn, R., Leirens, S., De Schutter, B., & Hellendoorn, J. (2009). Supervisory nonlinear MPC for emergency voltage control using pattern search. *Supervisory Nonlinear MPC for Emergency Voltage Control Using Pattern Search*, 17, 841–848.
- Norapat, N., & Bureerat, S. (2011). Simultaneous topology, shape and sizing optimisation of a three-dimensional slender truss tower using multiobjective evolutionary algorithms. *Computers & Structures*, 89, 2531 – 2538.
- Pedrycz, W. (1984). An identification algorithm in fuzzy relational systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 13(2), 153–167.
- Pérez, R. A. M. (2010). Sistemas de inferencia basados en lógica borrosa: Fundamentos y casos de estudio. *Revista de Investigacion de Sistemas e Informatica*, 7(1), 91–104.
- Peyman, B. (2011). Tuning of dynamic matrix controller for FOPDT models using analysis of variance. *IFAC Proceedings*, 44, 12319–12324. doi.org/10.3182/20110828-6-IT-1002.03320
- Rawlings, J. B., & Muske, K. R. (1993). Stability of constrained receding horizon control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 38(10), 1512–1516. doi.org/10.1109/9.241565
- Rieger, C. G. (2010). Notional examples and benchmark aspects of a resilient control system. *2010 3rd International Symposium on Resilient Control Systems IEEE*, 64–71. doi.org/10.1109/ISRCS.2010.5603123
- Rojas, J. (2004). *Desarrollo de una metodología para aplicar la estructura de control MPC unificada*. (Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Colombia). Recuperado de <http://www.bdigital.unal.edu.co/1005/>

- Rossiter, J. A., & Valencia-Palomo, G. (2010). PLC implementation of a predictive controller using Laguerre functions and multi-parametric solutions. *UKACC International Conference on CONTROL*, (4), 1136–1141. doi.org/10.1049/ic.2010.0440
- Rowe, C., & Maciejowski, J. (2000). Tuning MPC using  $H^\infty$  loop shaping. *Proceedings of the 2000 American Control Conference*, 28–30.
- Sánchez, A., Katebi, M., & Johnson, M. (2004). A tuning algorithm for multivariable restricted structure control systems using subspace identification. *Adaptive Control Signal Process*, 18, 745–770.
- Schrijver, A. (2005). On the history of combinatorial optimization. *Elsevier*, 1–68.
- Schutte, J., & Groenwold, A. (2003). Sizing design of truss structures using particle swarms. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 25, 261–269.
- Shabani, R., Sedigh, A. K., & Salahshoor, K. (2010). Robust control of a pH neutralization process plant using QFT. *ICCAS*, 497–500.
- Shah, G., & Engell, S. (2011). Tuning MPC for desired closed-loop performance for MIMO systems. *Proceedings of the 2011 American Control Conference IEEE*, 4404–4409. doi.org/10.1109/ACC.2011.5991581
- Shridhar, R., & Cooper, D. J. (1998). A tuning strategy for unconstrained multivariable model predictive control. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 37(9), 4003–4016.
- Sierra, C. (2009). *Incertidumbre en el proceso de identificación de sistemas de inferencia borrosa Takagi–Sugeno*. Meellín, Colombia: Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Minas.
- Sonmez, M. (2011). Artificial bee colony algorithm for optimization of truss structures. *Applied Soft Computing*, 11(2), 2406–2418.
- Srinivasarao, P., & Subbaiah, P. (2014a). Tuning of nonlinear model predictive. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 67(2).
- Srinivasarao, P., & Subbaiah, P. (2014b). Tuning of nonlinear model predictive for quadruple tank process. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 67(2), 316–326.
- Suárez, A. M. (1998). *Nueva arquitectura de control predictivo para sistemas dinámicos no lineales usando redes neuronales*. Santiago, Chile: Universidad de Chile.
- Suzuki, R., Kawai, F., Ito, H., Nakazawa, C., Fukuyama, Y., & Aiyoshi, E. (2007).

- Automatic tuning of model predictive control using particle swarm optimization. *2007 IEEE Swarm Intelligence Symposium*, 1–6. doi.org/10.1109/SIS.2007.367941
- Syafiie, S., Tadeo, F., & Martinez, E. (2009). Q( $\beta$ ) learning technique for pH control. *2009 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 712–716. doi.org/10.1109/IEEM.2009.5373232
- Tahir, F., & Ohtsuka, T. (2014). Tuning of nonlinear model predictive controller for parameter-dependent systems and its application to the speed control of spark ignition engines. *Transactions of the Institute of Systems, Control and Information Engineers*, 27(8), 333–342.
- Tahir, F., Ohtsuka, T., & Shen, T. (2013). Tuning of nonlinear model predictive controller for the speed control of spark ignition engines. *International Automatic Control Conference CACS*, 216–220.
- Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-15(1), 116–132. doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399
- Tobón, A. F. (2015). *Metodología para optimizar el seguimiento del máximo punto de potencia de los generadores fotovoltaicos usando técnicas de control multi-modelo*. Medellín, Colombia: Instituto Tecnológico Metropolitano.
- Torczon, V. (1997). On the convergence of pattern search algorithms. *SIAM J. Optim*, 7(1), 1–25.
- Trierweiler, J. O., & Farina, L. A. (2003). RPN tuning strategy for model predictive control. *Journal of Process Control*, 13(7), 591–598. doi.org/10.1016/S0959-1524(02)00093-8
- Tsai, C., Teng, F., & Lin, S. (2003). Direct self tuning model following predictive control of a variable frequency oil cooling machine. *Proceedings of the 2003 American Control Conference*, 4–6.
- Valencia, J. (2013). *Desarrollo de software de usuario para sistemas de control predictivo no lineal basado en modelo borroso*. Medellín, Colombia: Universidad Nacional de Colombia.
- Vallerio, M., Van Impe, J., & Logist, F. (2014). Tuning of NMPC controllers via multi-objective optimisation. *Computers & Chemical Engineering*, 61, 38–50. doi.org/10.1016/j.compchemeng.2013.10.003
- Van den Boom, T. (2001). Model predictive control for max-plus-linear discrete event systems. *Automatica*, 37(7), 1049–1056.

- Van den Boon, T. J. (2005). On MPC for max plus linear systems: Analytic solution and satbility. *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*, 12–15.
- Van den Boon, T. J., & De Schutter, B. (2001). MPC for max-plus-linear systems: Closed-loop behavior and tuning. *Proceedings of the 2001 American Control Conference*, 25–27.
- Van der Lee, J. H., Svrcek, W. Y., & Young, B. R. (2008). A tuning algorithm for model predictive controllers based on genetic algorithms and fuzzy decision making. *ISA Transactions*, 47(1), 53–9. doi.org/10.1016/j.isatra.2007.06.003
- Vega, P. L. A. A. (2010). Automatic Tuning of model predictive res. Controllers based on multiobjective optimization. *Lat. Am. Appl. Res*, 40, 255.
- Wojsznis, W., Gudaz, J., Blevins, T., & Mehta, A. (2003). Practical approach to tuning MPC. *ISA Transactions*, 42, 149–162.
- Yamashita, A. S., Zanin, A. C., & Odloak, D. (2016). Tuning of model predictive control with multi-objective optimization, 33(02), 333–346.
- Yamuna, K., & Unbehauen, H. (1997). Study of predictive controller tuning methods. *Automatica*, 33(12), 2243–2248. Recuperado de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=725A0525E350D4E5F042FAEBDCF4B27D?doi=10.1.1.613.1850&rep=rep1&type=pdf>
- Yang, J., & Chee Kiong, S. (1997). Structural optimization by genetic algorithms with tournament selection. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 11(3), 195–200.
- Yang, X. S. (2010). *Nature inspired metaheuristic algorithms*. Luniver Press.
- Zhang, Q., & Li, S. (2007). Enhanced performance assessment of subspace model-based predictive controller with parameters tuning. *Chem. Eng. Journal*, 85, 537–548.
- Zhang, W., & Sun, Y. (1996). Modified smith predictor for controlling integrator/time delay processes. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 35(8), 2769–2772.
- Ziegler, J., & Nichols, N. (1942). Optimum settings for automatic controls. *ASME Transactions*, 64, 759–768.