

## Metodología de Ajuste de un NMPC con Sistema de Inferencia Borrosa Takagi Sugeno y Conjuntos Borrosos Multidimensionales para Aplicaciones en Procesos Químicos no Lineales

Palacio Morales, J. A.<sup>a,\*</sup>, Isaza Hurtado, J. A.<sup>b</sup>, Tobón Mejía, A. F.<sup>b</sup>, Herrera Cuartas, J. A.<sup>c</sup>

<sup>a</sup>Departamento de Calidad y Producción, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín, Antioquia, Colombia.

<sup>b</sup>Departamento de Electrónica y Telecomunicaciones, Facultad de Ingenierías, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín, Antioquia, Colombia.

<sup>c</sup>Departamento de Ingeniería, Facultad de Ciencias Naturales e Ingeniería, Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano, Bogotá, Distrito Capital, Colombia.

### Resumen

En este artículo se presenta una metodología para la sintonización de los parámetros de un controlador predictivo no lineal basado en modelo (*NMPC*) basado en una técnica de optimización, 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 estrategias de control. Los resultados permiten determinar el desempeño de los *NMPC* sintonizados con la propuesta metodológica planteada y se validan los resultados con sintonizaciones desarrolladas mediante otras estrategias. La metodología propuesta se aplica al control de la concentración de un reactivo en un tanque reactor continuamente agitado (*CSTR*).

### Palabras Clave:

Control borroso y sistemas borrosos, control de procesos industriales, Identificación de sistemas y estimación de parámetros.

### Methodology for NMPC Tuning with Takagi Sugeno Fuzzy Inference System and Multidimensional Fuzzy Sets for Applications in Non-linear Chemical Processes.

### Abstract

This paper presents a methodology for the tuning of the parameters of a nonlinear model based predictive controller (*NMPC*) based on an optimization technique, applied in the control of nonlinear chemical processes, with the purpose of facilitating the stage of determination of the adjustment values of this type of control strategies. The results allow to determine the performance of the *NMPC* tuned with the methodology proposed and validate the results with tunings developed through other strategies. The proposed methodology is applied to the control of the concentration of a reagent in a continuously stirred tank reactor (*CSTR*).

### Keywords:

Fuzzy control and fuzzy systems, industrial process control, system identification and parameter estimation

## 1. Introducción

Actualmente la productividad y competitividad en diversos sectores económicos es reflejada en la calidad de los productos ofertados en el mercado. 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

et al., 2012). Existen procesos en los que se genera la necesidad de incorporar estrategias de control diferentes a los tradicionales debido a su comportamiento no lineal. Por tal motivo, las estrategias de control predictivo no lineal, basados en el modelo *NMPC*, se presentan como alternativas para el control en aplicaciones como la elaboración de productos farmacéuticos, el tratamiento de aguas residuales, sistemas de potencia, estu-

\*Autor para correspondencia: jairopalacios@itm.edu.co

**To cite this article:** Palacios Morales, J. A., Isaza Hurtado, J. A., Tobón Mejía, A. F., Herrera Cuartas, J. A. 2019. Methodology for NMPC tuning with Takagi Sugeno fuzzy inference system and multidimensional fuzzy sets for applications in non-linear chemical processes. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial 16, 100-113. <https://doi.org/10.4995/riai.2018.9773>

Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4,0 International (CC BY-NC-ND 4,0)

dios biotecnológicos y aplicaciones en procesos químicos, entre otros casos (Shabani et al., 2010; Syafie et al., 2009).

Las estrategias de control predictivo hacen parte de las tendencias de control avanzado que necesitan los modelos dinámicos del proceso para su funcionamiento. En este sentido los procesos pueden ser representados por modelos fenomenológicos, empíricos y semifísicos, teniendo estos últimos la capacidad de interpretar el fenómeno basado en ecuaciones, proporcionando facilidad en su implementación. Por esta razón es importante la implementación de una estrategia de modelado que genere una menor carga computacional para los sistemas que presenten un alto número de estados. Para cumplir este objetivo, los sistemas de inferencias borrosa Takagi Sugeno  $SIB T - S$  se presentan como una alternativa, evitando problemas de iteración, a razón de su estructura algebraica. Los  $SIB T - S$  pueden ser complementados con los conjuntos borrosos multidimensionales ( $CBMD$ ) para minimizar la incertidumbre del modelado (Alvarez, 2000).

Para la implementación de los  $NMPC$ , se requiere realizar una sintonización para el buen desempeño del controlador. Diferentes herramientas de sintonización han sido desarrolladas para la sintonización de controladores predictivos basado en modelos  $MPC$  durante los últimos 30 años (Ammar, 2016; Gholamnejad et al., 2016; Morari and Lee, 1999). Sin embargo, 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.

Una metodología tradicional para la sintonización del  $NMPC$  por medio de prueba y error exige la evaluación de una amplia combinación de parámetros que demandarían alta exigencia de procesamiento computacional.

Es por esta razón que los métodos de optimización se presentan como herramientas para la sintonización de los  $NMPC$  en forma autónoma, donde en algunos casos estos métodos permiten la sintonización en línea de los mismos. Estos métodos se emplean para resolver diversas clases de problemas, existiendo múltiples variantes de este tipo de métodos. Algunos de los más representativos son:

Los algoritmos genéticos (GA) y las estrategias evolutivas (ES) son herramientas de optimización ampliamente utilizadas. Lamentablemente, presentan 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 and Cheng, 1993; Norapat and Bureerat, 2011; Ebenau and Rottschäfer, 2005). Otras herramientas comúnmente utilizadas son la optimización por colonia de hormigas (ACO) y la optimización por enjambre de partículas (PSO). Estas estrategias de optimización son más simples de implementar que otras estrategias similares debido a que no requieren de ajustes excesivos; sin embargo, tienden a quedarse en mínimos locales (Camp and Barron, 2004; Lemonge and Barbosa, 2003; Schutte and Groenwold, 2003).

Recientemente, el método de búsqueda de patrones ( $PSM$ ) se ha utilizado en diferentes casos de optimización. Esta herra-

mienta 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, de tal manera que presenta un funcionamiento adecuado para aplicaciones con múltiples mínimos locales (Herrera et al., 2013).

En este artículo se propone una metodología para la sintonización del controlador de forma sistémica. Para ello, se recurre al ajuste de los parámetros del  $NMPC$  como el horizonte de predicción, el horizonte de control y los pesos de la función de costo por medio de una metodología para la sintonización de un  $NMPC$  con  $SIB T - S$  y  $CBMD$ . La metodología se basa en la herramienta búsqueda de patrones  $PSM$ . ésta metodología se compone de una matriz que realiza una búsqueda restringida, presentando ventajas para evitar caer en múltiples mínimos locales.

En la sección 2 se plantea la formulación del problema. En la sección 3 se presenta la metodología de Sintonización para un  $NMPC$  con  $SIB TS$   $SIB T - S$  y  $CBMD$  usando  $PSM$ . En la sección 4 se presenta el diseño experimental de la Metodología de sintonización aplicada a un caso de estudio. Finalmente, en la sección 4.1 se presentan las conclusiones que ha generado esta investigación.

## 2. Formulación del problema

La sintonización de los parámetros propios del  $NMPC$  (horizonte de predicción  $P$ , horizonte de control  $M$  y los pesos de la función de costo) se convierte en un problema que puede ser solucionado por medio de algoritmos de optimización como por ejemplo: Enjambre de partículas ( $PSO$ ), perturbar y observar ( $P&O$ ), entre otros. Sin embargo, estas propuestas se orientan a aproximaciones y a respuestas temporales o parámetros lineales empleando diversos modelos de descripción del proceso (Ali and Al-Ghazzawi, 2003; Banerjee and Shah, 1992; Baric et al., 2005).

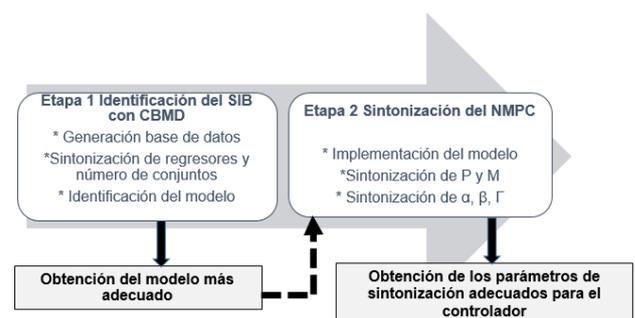


Figura 1: Etapas de la metodología de sintonización de un  $NMPC$ .

Para una adecuada sintonización se requiere el modelo matemático del sistema, que represente fielmente el sistema físico, debido a que posteriormente será el insumo para las estimaciones de las acciones de control y de la cual se tomará la óptima. El procedimiento metodológico para la sintonización de un

*NMPC* con *SIB T-S* y *CBMD* se plantea en dos etapas, como se muestra en la Figura 1.

Una primera etapa se enfoca a obtener la base de datos que servirá como información de entrada para determinar los parámetros adecuados para el *SIB T-S* con *CBMD* que permite la identificación del modelo a utilizar por el controlador. El *SIB T-S* utilizado presenta la estructura de la Figura 2. Para ello, se definen como entradas el número de conjuntos borrosos y el valor de los regresores para la identificación del modelo.

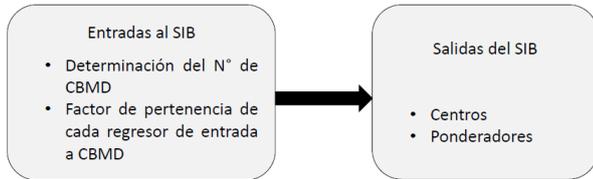


Figura 2: Componentes del *SIB*.

La modelación del sistema dinámico se puede dar por medio de la variación de un regresor que incorpore la dinámica, conteniendo valores retardados de la variable del proceso, convirtiéndose en un factor importante para la identificación del modelo. La identificación por medio de *SIB TS* requiere inicialmente determinar la estructura del modelo, para posteriormente realizar el proceso de sintonización de los regresores, antecedentes y consecuentes  $p, q, r, s, v$  del modelo de *SIBTS* y *CBMD* de la Ecuación 1. Dichos elementos representan la sintonización de regresores de estado predicho, determinando el número máximo de regresiones que puede tomar cada variable para la optimización del regresor.

La Ecuación (1) describe el factor de pertenencia de cada regresor, donde:  $p, q, r, s$  y  $v$ , son los valores a sintonizar.

$$X = [u(k-p), \dots, u(k-1), d(k-q), \dots, d(k-1), y(k-r), \dots, y(k-1), \hat{x}_2(k-s), \dots, \hat{x}_2(k-1), \hat{x}_1(k-v), \dots, \hat{x}_1(k-1)] \quad (1)$$

El índice de minimización para determinar el valor de los regresores se da en la función objetivo del modelo. En ella se realiza la comparación del modelo real con el modelo identificado por medio de la sintonización del *SIB TS* con *CBMD*. La evaluación del sistema se ejecuta 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 el índice de la integral del error cuadrático por el tiempo *FICET*, que permite la penalización del tiempo empleado para el control de la concentración CA. (ver Ecuación 2).

$$FICET(CA) = \int_0^{\infty} (CA_{real} - CA_{SIB})^2 dt \quad (2)$$

*FICET(CA)*: Función de índice de desempeño de la integral del error en función del tiempo para el control de la concentración.

En la Ecuación 2 se calcula el error con los valores de diferencia de las variables del proceso. Este índice de desempeño

es adecuado para la evaluación de la sintonización del *SIB TS*, debido a que se requiere que el modelo identificado reproduzca de la manera más acertada la planta real, buscando un mínimo error, dejando en un segundo plano el tiempo de procesamiento como lo hace el *ICE* con los errores más amplios.

La segunda etapa radica en la búsqueda de los parámetros propios del controlador como lo son el horizonte de predicción  $P$ , el horizonte de control  $M$  y los pesos  $\alpha, \beta$ , y  $\gamma$ , que se especifican en la Tabla 1.

Tabla 1: Identificación de valores a sintonizar en el *NMPC*.

Parámetro	Definición
$P$	Representa los pasos futuros en los cuales se realiza la predicción, partiendo de un momento actual de muestreo y se replica a $N$ pasos futuros.
$M$	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.
$\alpha$	Peso de ponderación asociado al error
$\beta$	Peso de ponderación asociado al cambio de acción de control
$\gamma$	Peso de ponderación asociado al cambio predicho en la acción de control

Estos parámetros hacen parte de la función de costo (*FC*) que determina el comportamiento del controlador, la cual es descrita por la siguiente ecuación.

$$FC[y(k), u(k)] = \sum_{i=P}^M \alpha_i (yref(k+i) - \hat{y}(k + \frac{i}{k}))^2 + \sum_{i=P}^M \beta_i [\Delta u(k+i-1)]^2 + \sum_{i=P}^M \gamma_i [\Delta \hat{y}(k + \frac{i}{k})]^2 \quad (3)$$

Donde tenemos:

- $\hat{y}$ : Salida estimada.
- $yref$ : Valor referencial de la salida.
- $\Delta u(k+i-1)$ : Término asociado al cambio de la acción de control.
- $\hat{y}(k + \frac{i}{k})$ : Término asociado al cambio estimado de la salida predicha.

Siendo  $\frac{i}{k}$  la salida estimada en el instante de muestreo actual.

### 3. Sintonización de *NMPC* con *SIB TS* *SIB T-S* y *CBMD* usando *PSM*

Para la aplicación de la metodología de sintonización, es de fundamental importancia tener en cuenta la composición del sistema de medición y control del *CSTR*. Lo anterior, debido a que estos instrumentos serán herramientas que nos permitirán obtener la información requerida para la sintonización del *NMPC*. Inicialmente se ubica el controlador en lazo abierto, generando una apertura de la válvula de entrada del reactante.

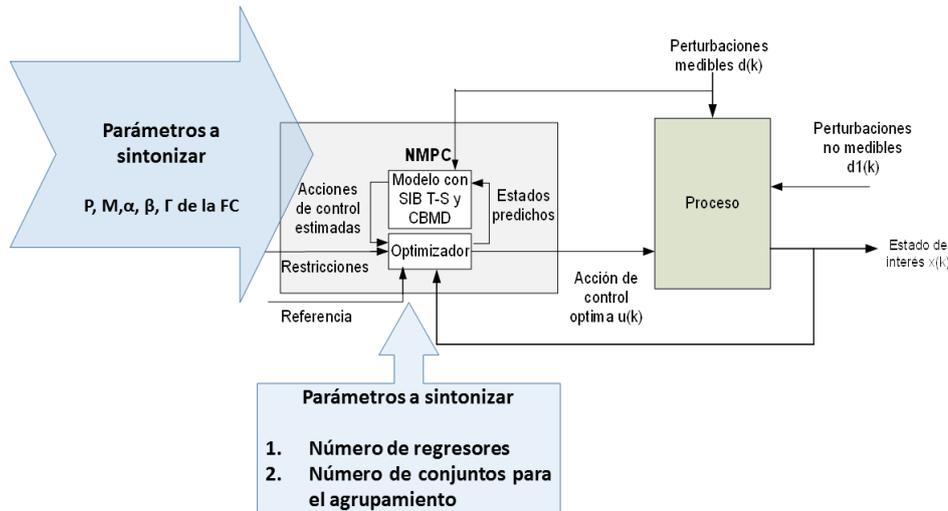


Figura 3: Metodología para la sintonización del NMPC con SIB y CBMD

Esta entrada modificará de forma directa el flujo de alimentación del reactor, la temperatura del reactor y la concentración inicial del reactante. La manipulación de estas variables que presentan comportamientos inversamente proporcionales, servirá como elemento estimulador para la generación de una base de datos del proceso que cubrirá el rango más amplio de información del mismo. Posteriormente se procede a realizar la identificación del modelo que será utilizado en el NMPC a sintonizar. Para la sintonización que se realiza fuera de línea se implementa en un PC el algoritmo PSM diseñado y se ejecuta con una simulación del NMPC con el modelo previamente identificado para la obtención de los parámetros ideales que permiten encontrar el valor esperado en la FC. Estos valores serían los implementados en el equipo de control configurado como NMPC.

Inicialmente se realiza la sintonización y la identificación del modelo matemático. 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 (Alvarez, 2000). La identificación es importante para el tratamiento de los modelos. Por dicha razón, diversos autores han presentado algunas propuestas para este desarrollo.

### 3.1. Pasos de la metodología para la identificación del SIB T-S con CBMD

La propuesta original es presentada por (Takagi and Sugeno, 1985), posteriormente (Alvarez et al., 2009; Alvarez and Peña, 2004) en donde realiza algunas modificaciones para optimizar el método propuesto por Takagi & Sugeno. 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 y CBMD requiere inicialmente determinar la estructura del modelo, para posteriormente realizar el proceso de sintonización de los regresores, antecedentes y consecuentes. En la Figura 3 se muestra la ubicación de los parámetros a sintonizar en el NMPC con SIB y

CBMD y en la Figura 4 los pasos de la metodología para la identificación del SIB T-S con CBMD.

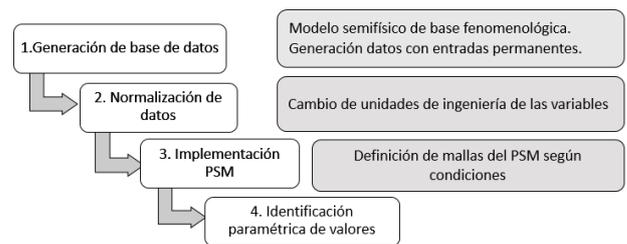


Figura 4: Parámetros de sintonización del NMPC con SIB y CBMD.

#### 3.1.1. Generación de base de datos.

Se realiza la generación de una base de datos de información. 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 sirve como entrada para el paso 2 de la Figura 1 que se realiza con una entrada permanente excitada.

#### 3.1.2. Normalización de datos.

La normalización de los datos de entrada y salida del sistema se realizan convirtiendo los datos a un rango entre cero y uno.

#### 3.1.3. Implementación del algoritmo búsqueda de patrones PSM.

La sintonización de los parámetros propios de operación del NMPC: el horizonte de predicción  $P$ , el horizonte de control  $M$  y los pesos de la función objetivo  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$ , son de alta importancia para garantizar el buen funcionamiento del proceso controlado. Debido a que el comportamiento de interés se presenta cuando el sistema se encuentra realimentado, el ajuste se realiza en lazo cerrado para garantizar la definición adecuada de los

valores a sintonizar, logrando una respuesta de lazo cerrado que cumpla con los objetivos de control generados para el proceso.

Aplicando el *PSM* para encontrar los parámetros deseados, se presenta en este caso un sistema no lineal con 5 parámetros  $p, q, r, s, v$ , como se puede observar en el Algoritmo 1. De esta manera se realiza la estimación de los parámetros para la sintonización del *SIBT-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 rango inicial de valores para la búsqueda de los parámetros por cada una de las variables. Este rango 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 es definida por  $Q$  variables equidistantes y  $n$  valores de las variables de la malla, siendo:  $M_{gn}$  vector compuesto por los valores semilla inicial y final en donde se comienza la búsqueda del mínimo global deseado.

donde,  $M_{gn} = [Q_1, Q_2, \dots, Q_n]$   
con  $Q_1 < Q_2 < \dots < Q_n$

**Algoritmo 1** Algoritmo propuesto basado en búsqueda de patrones

inicialización  $p \in (1, 10), q \in (1, 10), r \in (1, 10),$   
 $s \in (1, 10), v \in (1, 10)$

$Mod = tmod$  "Tamaño del modelo"

$It = nit$  "Número de iteraciones"

$Sal \leftarrow \frac{Mod}{It}$  "Saltos de las mallas"

for  $i \leftarrow 1$  to  $It$  do

for  $p \leftarrow 1$  to  $Mod$  do

for  $q \leftarrow 1$  to  $Mod$  do

for  $r \leftarrow 1$  to  $Mod$  do

for  $s \leftarrow 1$  to  $Mod$  do

for  $v \leftarrow 1$  to  $Mod$  do

$[pm, qm, rm, sm, tm, vm]$  ←

$[p, q, r, s, t, v]$

// Guarda los mínimos

end

end

end

end

end

if  $pm < p$  then

$p = p + Sal$

else  $p = p - Sal$ ;

end

end

a) **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. Después de haber realizado el agrupamiento borroso se debe encontrar el valor del número de conjuntos borrosos requeridos para la identificación del modelo. 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, 2012). Para optimizar propuestas desarrolladas por otros autores se tiene la posibilidad con el *PSM* de analizar un rango más amplio, razón por la cual se define entonces en un intervalo con valor inicial entero de 1 hasta un número entero que puede ser hasta de treinta veces el número del conjunto propuesto en (Takagi and Sugeno, 1985). 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 amplio de conjuntos.

b) **Condiciones iniciales de la 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 *SIBT-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 (1).

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 obtener 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 por cada malla 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 forma similar a la malla externa.  $M_{gm}$  es el vector compuesto por los valores inicial y final de la malla interior. Se presenta como centro de búsqueda el mínimo local hallado desde la malla, compuesto por los valores inicial y final de la malla interior. Se presenta como centro de búsqueda el mínimo local hallado desde la malla  $M_{gn}$ .

$M_{pm} = [q_1, q_2, \dots, q_m]$

3.1.4. *Evolución e Identificación paramétrica de valores.*

Después de realizar la definición de la malla de valores  $M_{gn}$  con las condiciones iniciales o restricciones pertinentes, se procede a determinar el valor mínimo local buscado para cada parámetro. El algoritmo distribuye las partículas de forma equidistante en el rango determinado previamente. Se evalúa el número de partículas de la función determinando el valor mínimo del error con los valores evaluados. Se hará secuencialmente una encuesta haciendo así una búsqueda refinada de valores. En este punto se realiza el salto de la partícula. Al momento de obtenerse un nuevo mínimo, este será reemplazado por el mínimo global de dicha malla y se almacenan los valores de las variables asociadas al mínimo encontrado. El valor mínimo local se

determina con la relación de los valores de las mallas de la siguiente forma:

Mínimo valor local buscado  $Q_2$ , donde:

$$q_1 < q_2 < \dots < q_m$$

Al momento de la ejecución de cada iteración se realiza una reducción tanto de las mallas externas como de las internas, repitiendo el procedimiento hasta lograr un valor de error deseado. Si en una iteración no se encuentra un valor mínimo al anterior, se conserva el valor de la variable con la cual se encontró el último valor óptimo que se asocia al número de regresores para cada variable del proceso, denominadas así:

$p$ : Número de regresores para la variable  $p$ .

$q$ : Número de regresores para la variable  $q$ .

$r$ : Número de regresores para la variable  $r$ .

$s$ : Número de regresores para la variable  $s$ .

$v$ : Número de regresores para la variable  $v$ .

En la Figura 5 se presenta la estructura para la búsqueda de los valores de sintonización.

Finalmente, en esta etapa se determina el valor de número de conjuntos borrosos y de regresores adecuados para la obtención de una identificación óptima 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 generado por el PSM, aplicando el Algoritmo 1 y en los cuales se observa la búsqueda del valor óptimo por medio de la combinación de cada parámetro a sintonizar.

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

El procedimiento metodológico para la sintonización de un  $NMPC$  con  $SIB T - S$  y  $CBMD$  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  $\alpha$  y  $\beta$ . La sintonización de la primera etapa se realiza fuera de línea con el objetivo de obtener la identificación del modelo a implementar en el controlador. La segunda etapa enfocada en la sintonización del controlador, también es ejecutada fuera de línea. En esta se buscan los parámetros del controlador más adecuados con la implementación del modelo y finalmente se sintonizan los de mejor resultado para observar su comportamiento.

El algoritmo de optimización PSM distribuye las partículas, para posteriormente realizar la reducción de las mallas en búsqueda del mínimo deseado. Por lo anterior, no se hace necesario delimitar el número de ensayos debido a que este se encuentra sujeto al encuentro del valor mínimo del error. Generalmente se hace necesario comenzar como mínimo en un valor de una prueba, que para el caso de estudio, se complementa determinando un error deseado con un valor máximo de 230 iteraciones. Posterior a determinar a partir del gráfico de evolución de las variables los valores definidos como apropiados, se realiza el proceso de sintonización para identificar el modelo. El propósito es valorar su rendimiento para determinar si es el modelo adecuado a utilizar en el  $NMPC$ . Dicha valoración se realiza por medio de índices de desempeño y de comparación gráfica entre los datos reales y los datos estimados.

### 3.2. Pasos de la metodología para la sintonización del $NMPC$

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. Dicho modelo entrega información en un amplio rango de valores, por lo que debe evitarse la pérdida de la misma. Lo anterior se genera al momento de linealizar los sistemas para un determinado punto de operación, como lo han desarrollado en estrategias clásicas diversos autores (Cohen and Coon, 1953; Ziegler and Nichols, 1942). Se plantea entonces como base que un problema de sintonización de un controlador puede resolverse empleando una técnica de optimización que realiza una búsqueda automática de forma secuencial como se hizo de manera inicial en la sintonización del  $SIB T - S$  con  $CBMD$ . A continuación se plantean los siguientes pasos metodológicos para la sintonización del  $NMPC$ .

#### 3.2.1. Definición de mallas.

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 obtener 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 se aplica el  $PSM$  de la misma forma que en la búsqueda de parámetros del  $SIB T - S$ .

donde:  $M_{gn} = [Q_1, Q_2, \dots, Q_n]$

con:  $Q_1 < Q_2 < \dots < Q_n$

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

- a) **Condiciones iniciales de la malla para determinar el valor de  $P$ .** El valor de  $P$  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 (12 a 1) entre el valor de  $P$  y el valor de  $M$ , donde  $P$  debe ser mayor o igual al  $M P \geq M$  en valores aproximados a esta proporción. De esta forma se obtienen resultados óptimos para sistemas que poseen tiempos muertos pequeños y periodos de muestreo con valores más amplios (Nagrath et al., 2002; Wojsznis et al., 2003).

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 esta razón recomiendan horizontes de predicción cortos con diferencias entre 20 a 50 valores (Suzuki et al., 2007). 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 el  $P$ .

- b) **Condiciones iniciales para el valor  $M$ .** 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 obtener el valor del  $M$ , donde se plantea que para sistemas estables se utilice un

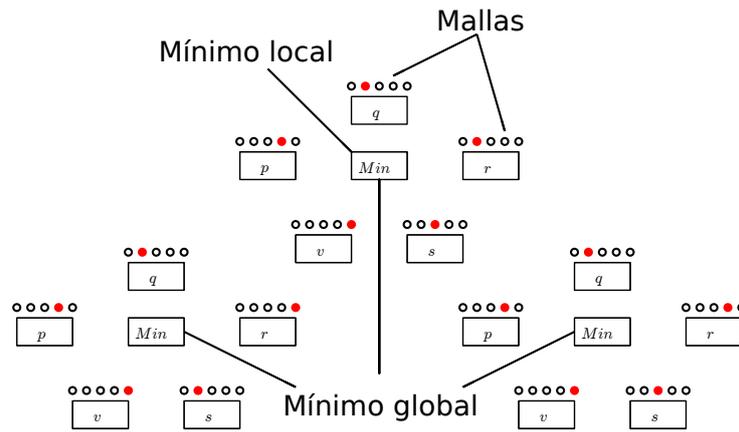


Figura 5: Estructura de búsqueda con *PSM* de los valores para la sintonización del SIB T-S con CBMD.

valor menor al de  $P$  (Genceli and Nikolaou, 1993; Trierweiler and 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 and Shah, 1992; Yamuna and Unbehauen, 1997). Por tal razón, el parámetro asociado al horizonte de control  $M$  se sintoniza en un valor constante de 1 que ha presentado buenos resultados y adicionalmente aliviana el procesamiento que se desarrolla al aplicar el *PSM*.

- c) **Condiciones iniciales de la malla para determinar el valor de  $\alpha$ .** 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 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. Con dichos valores se logra generar una acción de entrada rápida que lleva a conseguir el punto de referencia deseado de forma más veloz (Nagrath et al., 2002; Yamuna and Unbehauen, 1997). Por todo lo anterior, las condiciones iniciales de esta malla deben ser inicializadas en valores pequeños, que puedan ser decimales y deben ser finalizadas en un valor entero alto para aprovechar las ventajas de velocidad e iteraciones al momento de las convoluciones generadas que ofrece el *PSM*.
- d) **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 del 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 de  $\alpha$ . 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  $\alpha$  como proponen (Hinde and Cooper, 1994; Rawlings and Muske, 1993). La malla se propone con la misma dimensión de la malla de  $\alpha$ , conformándose con valores iniciales y finales en  $\frac{\alpha}{10}$ . 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  $\beta = \alpha$ .

- e) **Condiciones iniciales de la malla para determinar el valor de  $\gamma$ .** Es posible incluir términos en el *FC*, como 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, con el propósito de obtener una respuesta con los mínimos sobre impulsos posibles. Particularmente este peso es importante si el deseo es penalizar los movimientos bruscos de la salida predicha (Isaza, 2012). Para el caso de estudio, la disminución de las oscilaciones puede realizarse también modificando algunos parámetros de sintonización del método de optimización por enumeración restringida *OER*, que es la técnica para la generación de políticas de control. El *OER* permite una elección organizada de la acción de control en cada instante de muestreo, presentando tiempos de cómputo apropiados para los *NMPC* en procesos químicos (Alvarez, 2000). Los dos parámetros de sintonía del método *OER* que pueden ser modificados para el mejoramiento de la respuesta del sistema en un trabajo futuro son la discretización  $\Delta_v$  y la amplitud restringida  $v_{gmax} - v_{gmin}$  del espacio de búsqueda que dependen del tiempo disponible para la optimización y la sensibilidad del proceso y del elemento final de control. 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.

### 3.3. Evolución e identificación paramétrica de valores

Después de realizar la identificación de los valores para cada parámetro de la malla externa  $M_{gn}$  y los valores de la malla interna  $M_{pm}$ , se procede a determinar el valor mínimo local buscado para  $P$ ,  $M$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$ . De igual forma que en la sintonización del SIB T-S con CBMD, el algoritmo de optimización *PSM* distribuye las partículas, tomando como centro el valor mínimo de las mallas internas. Se realiza la reducción de las mallas externas e internas hasta lograr el mínimo deseado, siendo  $P$  el horizonte de predicción,  $M$  el horizonte de control,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$  los pesos asociados a la *FC*. Estructuralmente la búsqueda se presenta de la misma forma que en la Figura 5.

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

Se aplican los valores de los parámetros que permiten obtener el mínimo global al *NMPC*. Se valora su rendimiento por medio del índice de desempeño que determina 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 son relevantes para determinar la carga computacional del sistema dependiendo de su aplicación.

## 4. Diseño experimental, Metodología de sintonización aplicada a un caso de estudio en un tanque reactor continuamente agitado *CSTR*

Como se mencionó anteriormente, los *NMPC* se presentan como una alternativa con amplio campo de aplicación en el sector químico, donde se da la aparición de no linealidades. A continuación se efectúa la contextualización y aplicación de la propuesta metodológica para la sintonización de un *NMPC* con *SIB T - S* y *CBMD* en un *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 las siguientes consideraciones:

- 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 la temperatura de la chaqueta y 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 6 se tiene la representación del *CSTR* donde se tiene como variable manipulada el caudal de entrada a la chaqueta  $F_j$  que presenta una relación con la temperatura en la chaqueta  $T_{j0}$  y la temperatura en el reactor  $T$ , que son variables medibles. La variable controlada es la concentración  $C_A$ .

El modelo del proceso es la representación de la dinámica del mismo. Éste 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 et al., 2005), en donde se describe el comportamiento del sistema por medio de ecuaciones asociadas a los estados del mismo, como se muestra a continuación:

$$V \frac{dC_A}{dt} = F_0(C_{A0} - C_A) - V k C_A \quad (4)$$

$$\rho C_p V \frac{dT}{dt} = \rho C_p F_0 (T_0 - T) - \lambda V k C_A - UA(T - T_j) \quad (5)$$

$$\rho_j C_{pj} V_j \frac{dT_j}{dt} = \rho_j C_{pj} F_j (T_{j0} - T_j) + UA(T - T_j) \quad (6)$$

donde:

$$k = \alpha e^{\frac{-E}{RT}} \quad (7)$$

Cada uno de los factores de la ecuación se definen en la Tabla 2.

Según (Guerra, 2008), los parámetros principales presentan los siguientes valores de operación y diseño para su funcionamiento, como se muestra en la Tabla 3.

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. Se utiliza entonces un algoritmo enumerativo en combinación con el algoritmo de optimización *PSM* para determinar el desempeño de cada regresor. Con cada regresor se identifica el comportamiento en cada valor de  $m$  que se considera como el número de *CBMD* empleado 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.

Para la obtención del diagrama de evolución se debe hacer un desarrollo de cada uno de los pasos de la metodología, donde inicialmente 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 tiene como entrada un tren de estímulos con escalones permanentemente excitantes. El sistema reacciona generando elementos de salida para la identificación y la validación, las cuales son señales que presentan naturaleza y magnitud diferente, razón por la cual se debe realizar un proceso de escalización en rangos definidos entre [0, 1]. A continuación el algoritmo enumerativo que secuencialmente realiza la combinación de los conjuntos con todas las variables opcionadas a ser entradas del regresor se le aplica el *PSM* que permite la definición de los valores acertados, para el regresor más significativo y las demás variables de entrada del sistema. Para la estimación de los parámetros se definen las condiciones iniciales de las mallas interiores y exteriores asociadas al número de conjuntos borrosos  $m$  a utilizar y al número de regresores de las variables. 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.

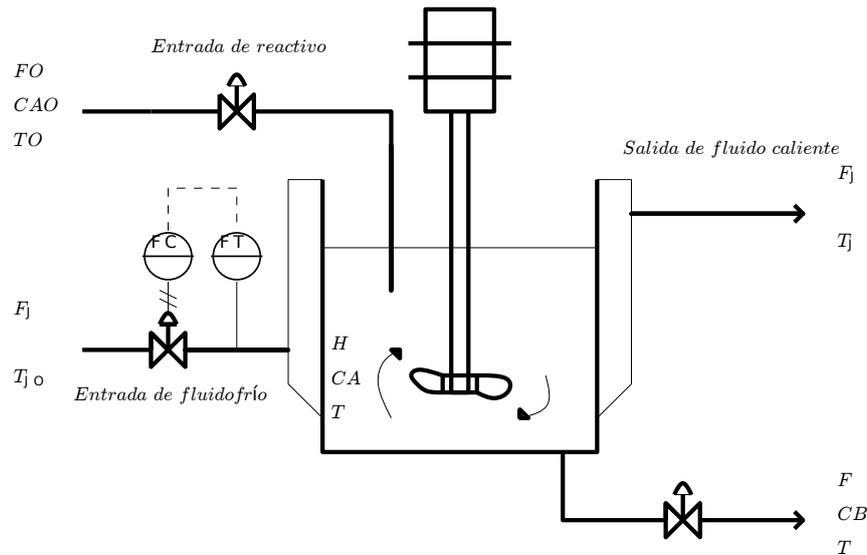


Figura 6: Representación de un Tanque Reactor continuamente agitado CSTR.

Tabla 2: Parámetros CSTR.

Parámetro	Definición
$C_{A0}$	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
$R$	Constantia universal de los gases
$T$	Temperatura dentro del reactor
$UA$	Factor de relación de coeficiente de transferencia de calor
$C_p$	Capacidad calórica promedio de la mezcla reaccionante

Tabla 3: Valores de variables del modelo CSTR.

Parámetros	Valor	Unidades	Prámetro	Valor	Unidades
$F_0$	40	$\frac{ft^3}{h}$	$\lambda$	-30000	$\frac{BTU}{mol}$
$C_{A0}$	0.5	$\frac{mol}{ft^3}$	$A$	250	$ft^2$
$V$	48	$\frac{ft^3}{h}$	$T_{j0}$	530	$R$
$F_j$	49.9	$\frac{ft^3}{h}$	$T_0$	530	$R$
$R$	1.99	$\frac{BTU}{mol-R}$	$C_{pj}$	1.0	$\frac{BTU}{lb-R}$
$V_j$	3.85	$ft^3$	$C_p$	0.75	$\frac{BTU}{lb-R}$
$\alpha$	$7.08 \times 10^{10}$	$\frac{1}{h}$	$\rho$	62.3	$\frac{lb}{ft^3}$
$E$	30000	$\frac{BTU}{mol}$	$\rho$	50	$\frac{lb}{ft^3}$
$U$	150	$\frac{BTU}{h-ft^2-R}$			

Tabla 4: Valores de sintonización para el *SIB T - S* y *CBMD* caso uno.

Variabes de regresión	Valores de regresor óptimo
Concentración <i>CA</i>	9
Temperatura del reactor <i>T</i>	9
Temperatura de la chaqueta <i>T<sub>j</sub></i>	1
Flujo de entrada al reactor <i>F</i>	9
Flujo de entrada a la chaqueta <i>F<sub>j</sub></i>	1

La Figura 7 muestra la evolución de los datos obtenidos a partir de la aplicación del *PSM* para 230 iteraciones. El algoritmo de optimización realiza una búsqueda exhaustiva reduciendo la cantidad de pruebas, en comparación con una búsqueda experimental de ensayo error o incluso en comparación con otras técnicas de optimización que pueden ser utilizadas para este propósito (Schutte and Groenwold, 2003). Como resultado de las experimentaciones anteriores con un número de conjuntos borrosos en un valor de 3, el *PSM* realiza la búsqueda del error mínimo y se obtienen los valores ideales para la sintonización del *SIB T - S* y *CBMD* para los regresores asociados al primer caso de estudio como se muestra en la Tabla 4.

Posteriormente se realiza la sintonización del *NMPC* que requiere de la implementación del modelo obtenido con los parámetros anteriores 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 de la integral del error cuadrático por el tiempo (*ICET*), que viene definida por la Ecuación (8).

$$ICET = \int_0^{\infty} te^2(t)dt \quad (8)$$

La Figura 8 presenta el diagrama de evolución de los valores a sintonizar en el *NMPC*. Se observa cómo la sintonización del horizonte de predicción *P* con valores inferiores a un valor de 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. El error es determinado en el algoritmo de simulación empleando el índice de desempeño del *ICET*. Los valores adecuados de sintonización aplican cuando se incrementa el *P* hacia un valor de once, y se tiene como valores de los pesos  $\alpha$  de 2.575,  $\beta$  de 0.2575 y  $\gamma$  de 0.012.

#### 4.1. Análisis de resultados

El principal criterio de desempeño utilizado para determinar el comportamiento del *NMPC* es el *ICET* que se describe por la Ecuación (9). La variable *t* es el tiempo con el cual se penalizan los parámetros de velocidad de respuesta en la función, siendo *CA* el valor actual de la concentración.

$$FICET(CA) = \int_0^{\infty} t(CA - CA_{setpoint})^2 dt \quad (9)$$

Este índice de desempeño es adecuado para la evaluación del comportamiento del *NMPC* sintonizado, debido a que son

fuertemente penalizados los errores permanentes que se ven reflejados en la respuesta y adicionalmente se tiene en cuenta el factor tiempo que permitirá la relación con la respuesta temporal y de procesamiento del controlador. En las Figuras 9, 10, 11 y 12 se observa el comportamiento del *NMPC* con *SIB T - S* y *CBMD* sintonizado con diversos métodos, incluyendo los hallados empleando la metodología propuesta.

Las simulaciones se realizan con una perturbación del flujo al reactor que altera el comportamiento de la concentración y de las temperaturas del mismo. Se presenta 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. Dicha concentración puede estar entre el 5 % y el 10 % de su valor deseado. En la Figura 9, para la sintonización realizada con las propuestas de (Dougherty and Cooper, 2003; Yamuna and Unbehauen, 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 and Subbaiah, 2014) presenta una leve mejoría en cuanto al comportamiento del controlador con las sintonizaciones anteriores. Sin embargo el índice de error continuo que se presenta con la sintonización de (Hinde and Cooper, 1994) observado en la Tabla 5 presenta un valor un poco menor aunque su estado estacionario se encuentra por fuera del rango aceptable para la variable de concentración.

Las propuestas de (Shridhar and Cooper, 1998) presentan valores de sobreimpulso con valores de máximo pico que no superan en exceso el rango de valores permitidos para el comportamiento de la concentración. Ambas respuestas entregan valores de *ICET* mucho menores que las respuestas anteriores, por lo que pueden considerarse como una opción al momento de realizar control en aplicaciones del sector químico. El error del índice de desempeño *ICET* presentado con el controlador, como se observa en la Tabla 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 77.50 % y el 148.60 %. De igual forma, con las perturbaciones anteriormente mencionadas, se generan otras situaciones que presentan las respuestas de salida del *NMPC* sintonizado con diversos métodos. Como se muestra en la Figura 10, se busca determinar si el tiempo de ingreso de las perturbaciones afecta directamente el comportamiento de los controladores. Se generan entonces para el mismo punto de referencia un desplazamiento de ingreso de la segunda perturbación en 300 segundos. Lo anterior permite observar un comportamiento de los controladores con las mismas características descritas previamente, en donde se determina el comportamiento aceptable de la propuesta realizada en este artículo.

Otra situación planteada para determinar el comportamiento del *NMPC* se plantea al momento del desplazamiento del punto de referencia deseado para la concentración *CA*. Como ya ha sido tratado en otras investigaciones (Bouskova et al., 2005; Chen, Hong, A, 1995; Ge et al., 1999; Guerra, 2008),

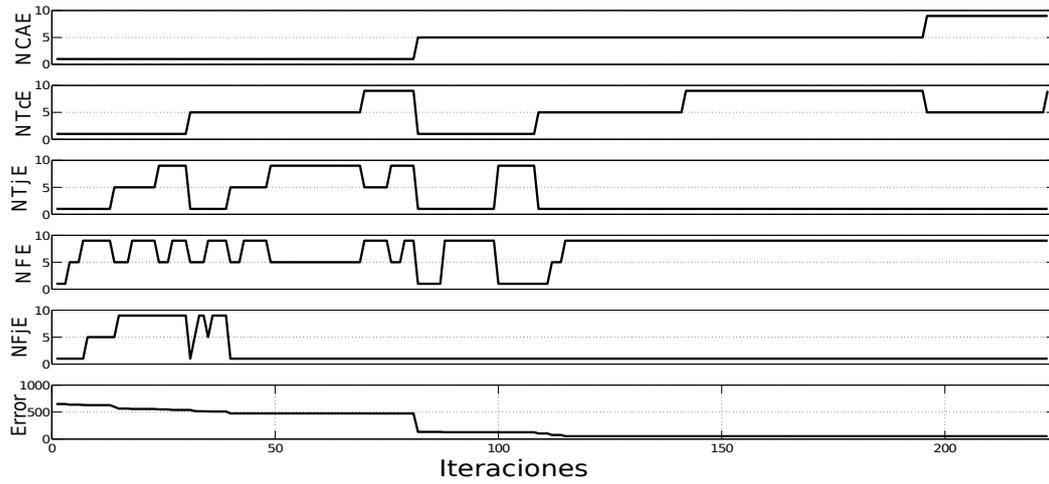


Figura 7: Evolución de parámetros de los regresores  $C_A$ ,  $T$ ,  $T_j$ ,  $F$ ,  $F_j$  con el algoritmo  $PSM$ .

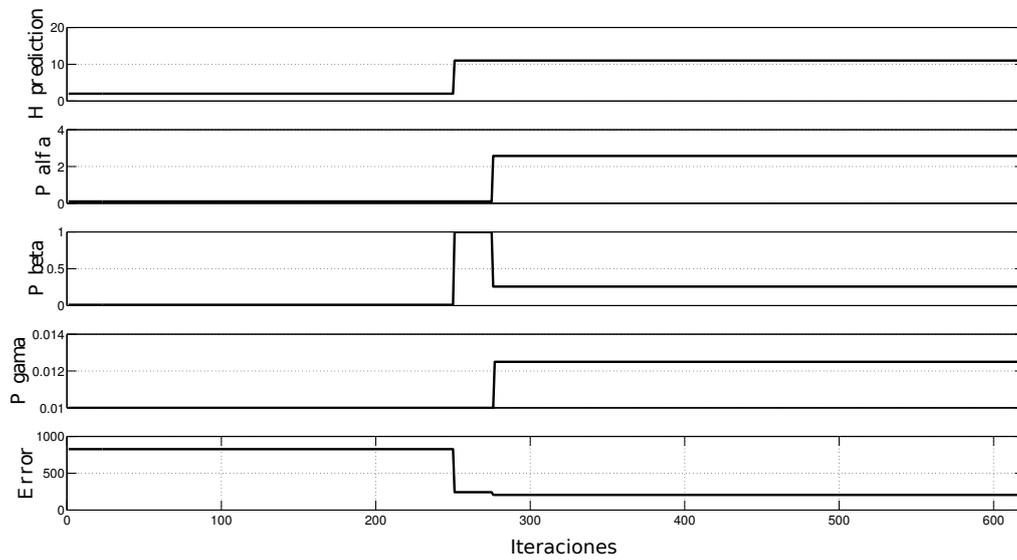


Figura 8: Evolución de parámetros de sintonización  $P$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$  con algoritmo  $PSM$  caso  $CSTR$ .

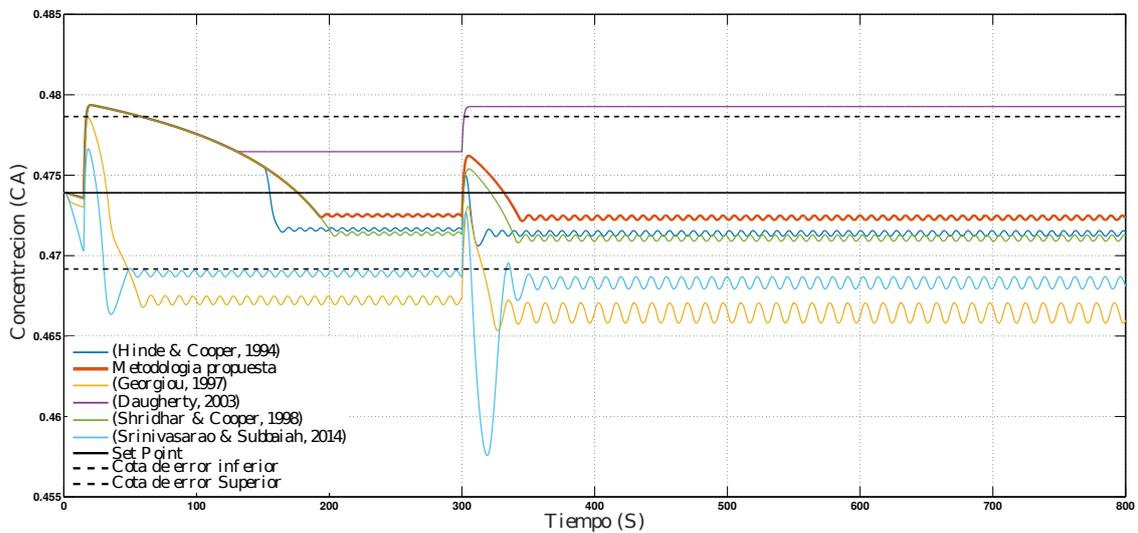


Figura 9: Comparación de respuesta del  $NMPC$  con  $SIBT-S$  con  $CBMD$  sintonizado con diversas propuestas caso  $CSTR$

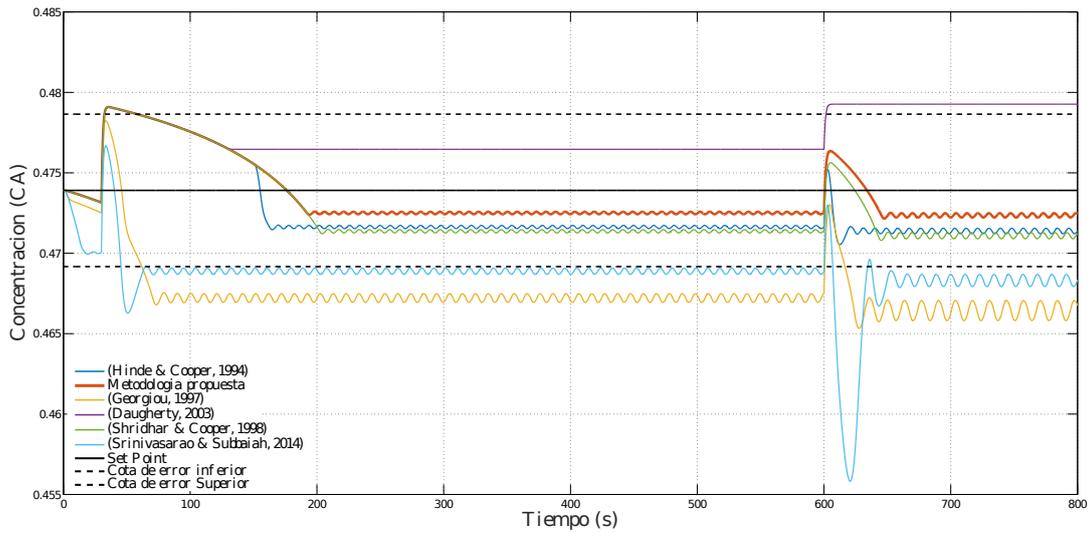


Figura 10: Comparación de respuesta del NMPC con SIBT – S con CBMD sintonizado con diversas propuestas caso CSTR

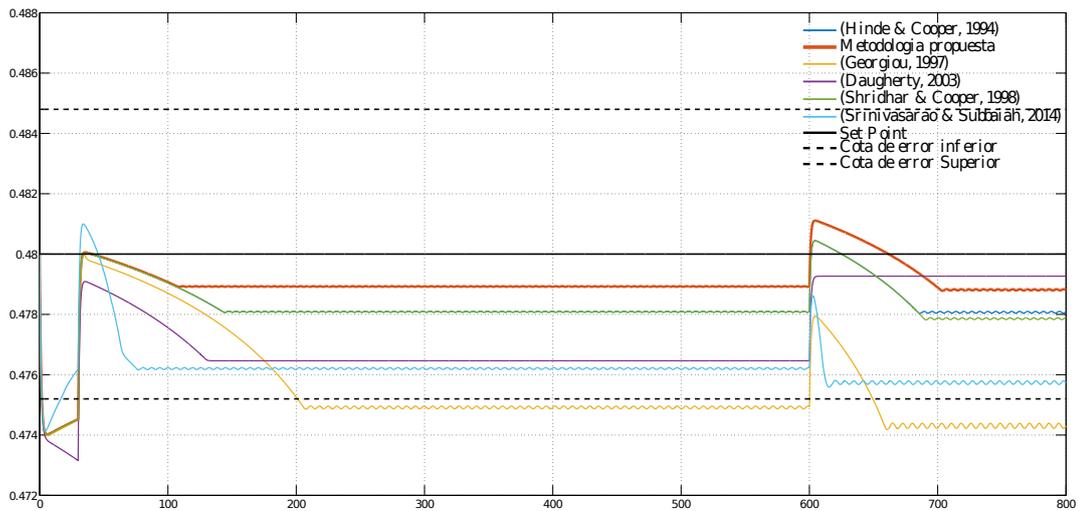


Figura 11: Comparación de respuesta del NMPC con SIBT – S con CBMD sintonizado con diversas propuestas caso CSTR

Tabla 5: índices de desempeño de los controladores simulados para el caso de estudio CSTR, CT: Tiempo de computación.

Propuestas de sintonización	ICET CA	ICET promedio	$M_p$ [%]	CT [s]	Esfuerzo EFC
Metodología propuesta	85.8176	$1.3409e^{-6}$	148.0625	$6.6263e^{-6}$	111.0972
(Shridhar and Cooper, 1998)	116.2467	$1.8163e^{-6}$	132.9715	$6.4687e^{-6}$	111.0972
(Yamuna and Unbehauen, 1997)	$1.7113e^3$	$2.6738e^{-5}$	19.0842	$6.3296e^{-6}$	136.2083
(Hinde and Cooper, 1994)	826.6141	$1.2916e^{-5}$	904.9531	$6.6500e^{-6}$	111.0972
(Srinivasarao and Subbaiah, 2014)	253.2593	$3.9571e^{-6}$	77.5057	$6.4725e^{-6}$	122.4306
(Dougherty and Cooper, 2003)	1.3871	$2.1673e^{-5}$	16.6001	$6.3780e^{-6}$	138.9861

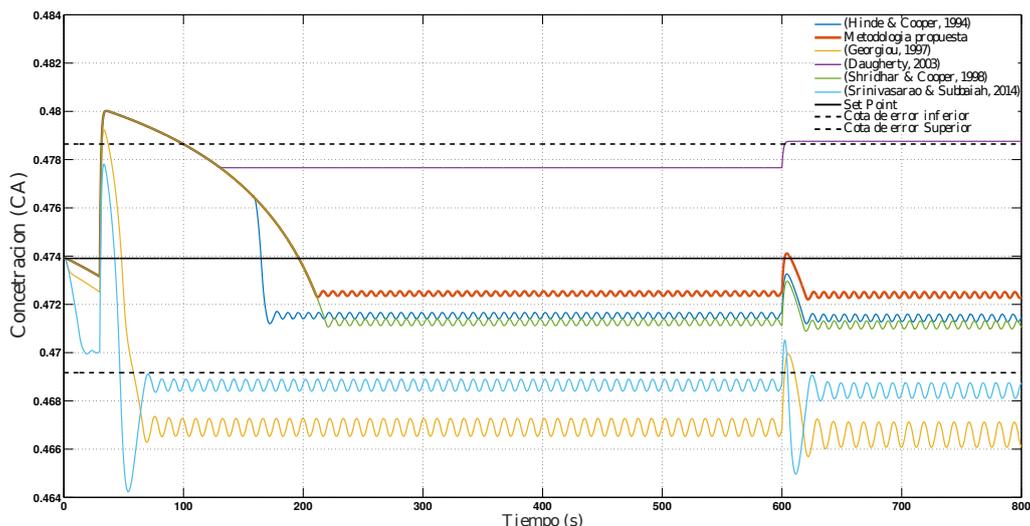


Figura 12: Comparación de respuesta del NMPC con *SIB T - S* con *CBMD* sintonizado con diversas propuestas caso *CSTR*

los parámetros de inicialización y operación para garantizar un punto de equilibrio del *CSTR* deben encontrarse en valores muy cercanos de concentración a  $0.4739 \frac{\text{mol}}{\text{ft}^3}$ , con temperaturas del reactor de  $537.1641 R$  y temperatura de la chaqueta aproximadas a  $537.6157 R$ . Por esta razón se realiza una variación leve del punto de referencia como se muestra en la Figura 11. Con la ubicación del punto de referencia en una concentración de  $0.48 \frac{\text{mol}}{\text{ft}^3}$  y las perturbaciones aplicadas en el caso inicial del sistema, se observa en primera instancia una cercanía bastante próxima de la respuesta generada con el *NMPC* sintonizado con la propuesta planteada. Al momento de ser aplicada la segunda perturbación, casi todas las respuesta generan pequeños sobre impulsos a excepción de la respuesta planteada por la sintonización desarrollada con la propuesta de (Dougherty and Cooper, 2003), que termina siendo las más cercana al punto de referencia pero que en su primera etapa de respuesta temporal presentó una mayor compensación que la metodología propuesta. Posteriormente en la Figura 12, se hace la simulación realizando un cambio en la amplitud en la segunda perturbación del sistema.

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. Otro factor que afecta las oscilaciones en estado estacionario es aquél 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 2,53 GHz. Con este equipo se obtienen tiempos muy similares 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 (Shridhar and Cooper, 1998).

## 5. Conclusiones

Las estrategias de control predictivas basadas en modelo *MPC* y sus aplicaciones no lineales, requieren de un modelo de predicción empleado para determinar de manera adecuada la dinámica del proceso. Dichos modelos de predicción han sido representados de diversas formas dependiendo de su aplicación. Sin embargo, se identifica que los modelos obtenidos por medio de sistemas de inferencia borrosa *SIB T - S* y *CBMD* presentan favorabilidad para aplicaciones orientadas al control, mejorando su eficiencia debido a que evitan el aporte de incertidumbres propias al modelo.

En este trabajo se empleó un método de optimización denominado búsqueda de patrones *PSM* que presenta ventajas en diversas aplicaciones y según los resultados, es una adecuada opción para aplicaciones en el área de control. El *PSM* es utilizado como herramienta para realizar la sintonización que permite la identificación del modelo de predicción por medio del *SIB T - S* y *CBMD* y posteriormente la sintonización de los parámetros propios del controlador, obteniendo resultados que son comparados con otros autores arrojando como resultado una mejoran en la respuesta del sistema.

La metodología de sintonización de *NMPC* propuesta, permite realizar el control en todo el espectro de valores de la salida del sistema. Lo anterior sin presentarse la necesidad de realizar aproximaciones para puntos de operación como en la gran parte de propuestas de sintonización para estas estrategias de control. Es por esto que se pretende con este trabajo realizar un acercamiento a la implantación de las técnicas de control avanzadas en las aplicaciones industriales del sector químico. La metodología propuesta para la sintonización de un *NMPC* con *SIB T - S* y *CBMD* puede constituirse en un paso para que la industria adopte tales técnicas de control, de forma más cotidiana, permitiendo en un momento determinado llegar a la

implementación máxima como herramienta de optimización de los procesos, como hoy día ocurre con los controladores PID.

## Referencias

- Adeli, H., Cheng, N.-T., 1993. Integrated Genetic Algorithm for Optimization of Space Structures. *Journal of Aerospace Engineering* 6 (4), 315–328.
- 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.
- Alvarez, 2000. Control predictivo basado en modelo borroso para el control de pH. *Serie Temas de Automática*. 10.
- Alvarez, H., Lamanna, R., Vega, P., Revollar, S., jul 2009. 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.
- Alvarez, H., Peña, M., 2004. Modelamiento de Sistemas de Inferencia Borrosa Tipo TakagiSugeno. *Avances en Sistemas e Informatica* 1, 1–11.
- Ammar, M. E., apr 2016. Tuning model predictive controllers for cross-direction processes. In: 2016 International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT). IEEE, pp. 746–751.
- 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.
- 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.
- Bouskova, A., Dohanyos, M., Schmidt, J., 2005. Strategies for changing temperature from mesophilic to thermophilic conditions in anaerobic CSTR reactors treating sewage sludge. *Water Research* 39 (8), 1481–1488.
- Camp, C., Barron, J., 2004. Design of Space Trusses Using Ant Colony Optimization. *Journal of Structural Engineering* 130 (5), 741–751.
- Chen, Hong, A. K., 1995. Nonlinear Predictive Control of a Benchmark CSTR. In: *European Control Conference ECC*. No. April. pp. 3247–3252.
- Cohen, G., Coon, G., 1953. Theoretical considerations of retarded control. *Transactions of the ASME* 75, 827–834.
- Domingues, D. S., Takahashi, H. W., Camara, C. A. P., Nixdorf, S. L., 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., 2005. An advanced evolutionary strategy with an adaptive penalty function for mixed-discrete structural optimisation. *Advances in Engineering Software* 36 (1), 29–38.
- Ge, S., Hang, C., Zhang, T., 1999. Nonlinear adaptive control using neural networks and its application to CSTR systems. *Journal of Process Control* 9 (4), 313–323.
- Genceli, H., Nikolaou, M., 1993. Robust Stability Analysis of Constrained /-Norm Model Predictive Control. *AIChE* 39 (12).
- Gholaminejad, T., Khaki-Sedigh, A., Bagheri, P., jan 2016. Adaptive tuning of model predictive control based on analytical results. In: 2016 4th International Conference on Control, Instrumentation, and Automation (ICCIA). IEEE, pp. 226–232.
- Guerra, J., 2008. Analisis dinamico de un CSTR Laboratorio de Dinamica y Control. *Tech. rep.*, Universidad Iberoamericana, Ciudad de Mexico.
- Herrera, J., Ibeas, A., de la Sen, M., Alcantara, M., Serna-Garcés, 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.
- Isaza, J. A., 2012. 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. Ph.D. thesis.
- Lemonge, A., Barbosa, H., 2003. A new adaptive penalty scheme for genetic algorithms. *Information Sciences* 3 (156), 215–251.
- 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 (3), 365–378.
- 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.
- Rawlings, J. B., Muske, K. R., 1993. Stability of constrained receding horizon control. *IEEE Transactions on Automatic Control* 38 (10), 1512–1516.
- 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. *IEEE Xplore* 2, 594–598.
- Shridhar, R., Cooper, D. J., 1998. A Tuning Strategy for Unconstrained Multivariable Model Predictive Control. *Industrial & engineering chemistry research* 37 (12), 4003–4016.
- Srinivasarao, P., Subbaiah, P., 2014. Tuning of Nonlinear Model Predictive for quadruple tank process. *Journal of theoretical and applied information technology* 67 (2), 316–326.
- Suzuki, R., Kawai, F., Ito, H., Nakazawa, C., Fukuyama, Y., Aiyoshi, E., 2007. Automatic Tuning of Model Predictive Control Using Particle Swarm Optimization. In: 2007 IEEE Swarm Intelligence Symposium. No. Sis. pp. 1–6.
- Syafie, S., Tadeo, F., Martinez, E., Dec 2009. Q(x3bb;) learning technique for ph control. In: 2009 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. pp. 712–716. DOI: 10.1109/IEEM.2009.5373232
- Takagi, T., Sugeno, M., jan 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics SMC-15* (1), 116–132.
- Trierweiler, J., Farina, L., oct 2003. RPN tuning strategy for model predictive control. *Journal of Process Control* 13 (7), 591–598. DOI: 10.1016/S0959-1524(02)00093-8
- Wojsznis, W., Gudaz, J., Blevins, T., Mehta, A., 2003. Practical approach to tuning MPC \*. *ISA transactions* 42, 149–162.
- Yamuna, K., Unbehauen, H., 1997. Study of Predictive Controller Tuning Methods \* IL. *Automatica* 33 (12), 2243–2248.
- Ziegler, J., Nichols, N., 1942. Optimum settings for automatic controllers. *Transactions of the ASME*, 759–768.