

Diseño y simulación de un sistema de control basado en lógica difusa (FLC)

Carlos Javier Guevara Manrique y Nicolás David Rojas Mogollón

Trabajo de Grado para optar el título de Ingeniero Químico

Modalidad: investigación

Director

Omar Andrés Benavides Prada

Prof. Escuela de Ingeniería Química

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Fisicoquímicas

Escuela de Ingeniería Química

Bucaramanga

2026

Dedicatoria

A mis padres, Nelson Rojas y Luz Mogollón, por estar conmigo desde el primer día hasta este momento. Gracias por cada vez que me tendieron la mano, por cada palabra de apoyo y por nunca dejar de creer en mí. Durante estos cinco años siempre sentí que este no era solamente mi sueño, sino el sueño de los tres, y por eso este logro también les pertenece a ustedes.

A mi compañero de tesis, porque este trabajo no habría sido posible sin él. Fue un honor compartir este último reto de nuestra vida universitaria y, sobre todo, tener la oportunidad de cerrarla junto a un gran amigo.

A mis amigos, especialmente a aquellos que conocí durante estos cinco años de universidad, por acompañarme, apoyarme y hacer de esta etapa una de las más importantes de mi vida. A quienes hoy siguen cerca y a quienes, aunque el camino nos haya llevado por rumbos diferentes, dejaron una huella en esta historia, gracias por haber sido parte de ella.

A mis “roomies”, por convertirse en un apoyo fundamental durante estos años y por compartir conmigo una parte tan importante de este camino. Gracias por la compañía y por todos esos momentos que hoy hacen parte de mis recuerdos.

A mi familia, por confiar siempre en mí y por hacerme sentir su apoyo durante todo este camino. Gracias por estar presentes y compartir conmigo la alegría de llegar hasta aquí.

Nicolas David Rojas Mogollón

Dedicatoria

A Flor Emilce y Alirio, mis padres. Todo lo que soy y lo que he logrado hasta hoy se los debo a ustedes. Gracias por su amor infinito, por los sacrificios que hicieron para verme llegar hasta aquí y por darme las herramientas para cumplir este sueño.

A Diego y Stefany, mis hermanos, por estar siempre a mi lado, celebrando mis pequeños logros y dándome ánimos cuando el camino se ponía difícil.

A Nicolás, por la invaluable dupla que formamos. Gracias por la paciencia, las discusiones, por escucharme y el arduo trabajo que invertimos para culminar este trabajo de grado.

A Angélica, Felipe, Brahian, Jonathan, Duván y al resto de mis amigos. Gracias por la lealtad, por aligerar la carga en las semanas más pesadas y por hacer de esta etapa universitaria una experiencia inolvidable.

Carlos Javier Guevara Manrique

Tabla de Contenido

Introducción	13
1. Objetivos	15
1.1 Objetivo General	15
1.2 Objetivos Específicos.....	15
2. Marco teórico	16
3. Estado del arte	21
4. Metodología	23
5. Resultados	26
5.1 Simulación y caracterización del proceso	26
5.2 Diseño del sistema de control	26
5.3 Sintonización empírica de los parámetros de control	31
5.4. FLC vs control feedback.....	41
5.5. FLC vs DMC.....	44
6. Conclusiones	48
7. Recomendaciones	50
Referencias Bibliográficas	51
Apéndices.....	55

Tabla de Figuras

Figura 1. Ejemplos funciones de pertenencia.	17
Figura 2. Estructura base del FLC	18
Figura 3. Diagrama metodológico	23
Figura 4. Tanque de mezclado con agitación interna.....	24
Figura 5. Simulación del proceso en lazo abierto.....	26
Figura 6. Simulación del proceso en lazo cerrado	27
Figura 7. Configuración del FLC en Simulink	27
Figura 8. Funciones de pertenencia definidas para la entrada del controlador difuso	29
Figura 9. Funciones de pertenencia definidas para la salida del controlador difuso	29
Figura 10. Estructura de las variables de entrada y salida del controlador.	30
Figura 11. Base de Reglas difusas para el controlador difuso	31
Figura 12. Respuesta del sistema sin sintonizar ante un cambio tipo escalón en el setpoint de la temperatura	33
Figura 13. Respuesta a universos de discurso preliminares ante un cambio escalón en el setpoint del nivel.....	35
Figura 14. Respuesta del sistema ante un cambio del 10 % en el setpoint con universos de discurso ampliados.	37
Figura 15. Respuesta del sistema ante un cambio escalón del 10% en el nivel.....	39
Figura 16. Respuesta del sistema ante un cambio escalón del 10 % en la temperatura	40
Figura 17. Arquitectura de control descentralizada del proceso.	42

Figura 18. Comparación FLC vs feedback ante un cambio del 10 % en el setpoint de temperatura.

..... 42

Figura 19. Comparación FLC vs feedback ante un cambio del 10 % en el setpoint de nivel. 44

Figura 20. Respuesta del controlador DMC ante un cambio del 10 % en el setpoint de nivel.... 45

Figura 21. Respuesta del controlador DMC ante un cambio del 10 % en el setpoint de temperatura.

..... 46

Lista de Tablas

Tabla 1. Modelo matemático en estado estacionario	25
--	----

Lista de Apéndices

Apéndice A. Condiciones de operación para el caso de estudio	55
---	----

Glosario

Acción de control: señal generada por el controlador para modificar la posición del elemento final de control, con el propósito de reducir el error entre la variable del proceso y el valor de referencia.

Base de reglas: conjunto de reglas lingüísticas del tipo SI-ENTONCES que representan el conocimiento utilizado por un controlador difuso para determinar la acción de control.

Controlador lógico difuso (FLC): estrategia de control inteligente basada en la teoría de conjuntos difusos, que utiliza variables lingüísticas, funciones de pertenencia y reglas de inferencia para generar acciones de control en sistemas con comportamiento complejo o no lineal.

Control de Matriz Dinámica (*Dynamic Matrix Control*, DMC): estrategia de control predictivo que emplea un modelo dinámico del proceso para predecir su comportamiento futuro y calcular acciones de control óptimas con el fin de mejorar el desempeño del sistema.

Defuzzificación: proceso mediante el cual la salida difusa obtenida durante la inferencia se transforma en un valor numérico que puede ser aplicado al proceso.

Error: diferencia entre el valor de referencia (set point) y el valor medido de la variable de proceso.

Función de pertenencia: representación matemática que asigna a cada valor de una variable un grado de pertenencia comprendido entre 0 y 1 dentro de un conjunto difuso.

Fuzzificación: etapa del controlador difuso en la que las variables numéricas de entrada se convierten en variables lingüísticas mediante funciones de pertenencia.

Inferencia difusa: procedimiento mediante el cual se evalúan las reglas de la base de conocimiento para determinar la respuesta del controlador a partir de las condiciones de entrada.

Lazo de control: estructura formada por el proceso, los elementos de medición, el controlador y el elemento final de control, cuya finalidad es mantener una variable en el valor deseado.

Método de Mamdani: método de inferencia difusa ampliamente utilizado en control automático, en el cual las reglas se expresan mediante proposiciones lingüísticas y la salida se obtiene a través de un proceso de agregación y defuzzificación.

Setpoint: valor de referencia que se desea mantener para una variable de proceso mediante la acción del sistema de control.

Sistema multivariable: proceso en el que existen múltiples variables manipuladas y controladas que presentan interacciones entre sí, de manera que una acción sobre una variable puede afectar el comportamiento de las demás.

Universo de discurso: intervalo de valores sobre el cual se definen las funciones de pertenencia de una variable dentro de un sistema de lógica difusa.

Resumen

Título: Diseño y simulación de un sistema de control basado en lógica difusa (FLC)

Autores: Carlos Javier Guevara Manrique, Nicolás David Rojas Mogollón

Palabras Clave: Lógica Difusa, controlador difuso, control multivariable, sistema de inferencia Mamdani.

Descripción: En la industria de procesos, el control de sistemas multivariables representa un desafío debido a la interacción entre variables y la presencia de comportamientos no lineales. En este contexto, los controladores basados en lógica difusa constituyen una alternativa para el diseño de estrategias de control. Por ello, el presente trabajo tuvo como objetivo diseñar e implementar, mediante simulación computacional, un controlador difuso para regular la temperatura y el nivel de un tanque de mezclado. La metodología comprendió la implementación del modelo dinámico en MATLAB/Simulink, el diseño del controlador mediante Fuzzy Logic Toolbox, la definición de funciones de pertenencia, una base de inferencia Mamdani de cincuenta reglas y la sintonización empírica de los universos de discurso. Los resultados evidenciaron una respuesta estable, con eliminación del error en estado estacionario y una adecuada compensación de las perturbaciones entre las variables controladas. Finalmente, se comparó su desempeño con un controlador feedback y un controlador predictivo tipo Dynamic Matrix Control (DMC), bajo las mismas condiciones de operación.

Trabajo de investigación – Pregrado en ingeniería química

** Facultad de ingenierías físicoquímicas. Escuela de ingeniería química. Director: Omar Andrés Benavides Prada

Abstract

Title: Design and simulation of a fuzzy logic control system (FLC)

Authors: Carlos Javier Guevara Manrique, Nicolás David Rojas Mogollón

Keywords: Fuzzy logic, fuzzy logic controller, multivariable control, Mamdani inference system.

Description: In the process industry, controlling multivariable systems is challenging due to variable interactions and nonlinear behavior. In this context, Fuzzy Logic Controllers have emerged as an alternative control strategy based on linguistic rules. Therefore, this study aimed to design and implement, through computer simulation, a fuzzy logic controller to simultaneously regulate the temperature and level of a mixing tank. The methodology involved implementing the dynamic process model in MATLAB/Simulink, designing the controller using the Fuzzy Logic Toolbox, defining membership functions, developing a Mamdani inference system with fifty fuzzy rules, and empirically tuning the universes of discourse. The results demonstrated a stable system response, eliminating the steady-state error and effectively compensating for disturbances between the controlled variables. Finally, the controller performance was compared with a feedback controller and a Dynamic Matrix Control (DMC) predictive controller under the same operating conditions.

* Research work – Undergraduate in Chemical Engineering

** Faculty of Physicochemical Engineering. School of Chemical Engineering. Director: Omar Andrés Benavides Prada

Introducción

En el ámbito industrial, el control automático de procesos representa una herramienta fundamental para mantener las variables operativas dentro de condiciones deseadas, garantizar la estabilidad del sistema y mejorar el desempeño de las operaciones. Sin embargo, muchos procesos presentan comportamientos dinámicos complejos, perturbaciones externas y relaciones no lineales entre las variables del proceso, lo que dificulta el desarrollo de estrategias de control capaces de responder adecuadamente ante diferentes condiciones de operación. Ante estos desafíos, las estrategias de control inteligente han adquirido relevancia debido a su capacidad para incorporar información del comportamiento del sistema y generar acciones de control mediante mecanismos diferentes a los enfoques tradicionales. Estas técnicas han sido aplicadas en diversos sistemas dinámicos, buscando mejorar la respuesta del controlador y mantener un desempeño adecuado frente a variaciones del proceso (Abdelmaksoud *et al.*, 2021).

Dentro de las estrategias de control inteligente, la lógica difusa se ha consolidado como una alternativa para el diseño de controladores capaces de representar relaciones complejas mediante conocimiento expresado en reglas lingüísticas. Los controladores lógicos difusos (FLC, por sus siglas en inglés) permiten establecer una relación entre las condiciones del sistema y la acción de control requerida mediante funciones de pertenencia, reglas de inferencia y mecanismos de decisión difusa, facilitando su aplicación en sistemas caracterizados por dinámicas complejas, incertidumbre y variaciones en su comportamiento (Sakalli *et al.*, 2021). Por ende, la implementación de un FLC requiere definir adecuadamente las variables del proceso, los conjuntos difusos y las reglas que describen el comportamiento esperado del sistema. (Farah *et al.*, 2019)

Por lo anterior, el presente trabajo tiene como objetivo diseñar y simular un controlador lógico difuso aplicado a un caso de estudio reportado en la literatura. Para ello, se realizó la implementación del FLC en el entorno MATLAB/Simulink mediante la configuración de las variables de entrada y salida, funciones de pertenencia, reglas de inferencia y método de defuzzificación. Finalmente, se evaluó el desempeño del controlador mediante cambios a las condiciones de operación, analizando la respuesta dinámica del sistema frente a estas variaciones y comparando con estrategias de control predictivo (DMC) y por realimentación (*feedback*).

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Diseñar e implementar, mediante simulación computacional, un sistema de control basado en lógica difusa.

1.2 Objetivos Específicos

- Diseñar un controlador difuso para un caso de estudio reportado en la literatura, empleando MATLAB como herramienta computacional.
- Evaluar el desempeño del controlador difuso respecto a estrategias de control convencional.

2. Marco teórico

La lógica difusa constituye una metodología de control inteligente ampliamente utilizada para el tratamiento de sistemas no lineales. A diferencia de la lógica clásica binaria, donde las variables únicamente pueden asumir valores discretos, como verdadero o falso, la lógica difusa permite representar grados intermedios de pertenencia dentro de un intervalo continuo entre 0 y 1, facilitando la modelación de comportamientos complejos mediante variables lingüísticas y reglas heurísticas de decisión (Nguyen *et al.*, 2024). En los conjuntos clásicos, la pertenencia de un elemento se expresa matemáticamente mediante una función característica binaria definida como:

$$\chi_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (\text{Ec.1})$$

Sin embargo, en sistemas industriales reales las variables de proceso presentan transiciones graduales, lo cual limita la aplicabilidad de modelos estrictamente binarios. Debido a ello, la lógica difusa introduce funciones de pertenencia capaces de asignar grados parciales de pertenencia a cada variable dentro de un conjunto difuso (Khan *et al.*, 2021).

$$\mu_A(x) = X \rightarrow [0,1] \quad (\text{Ec.2})$$

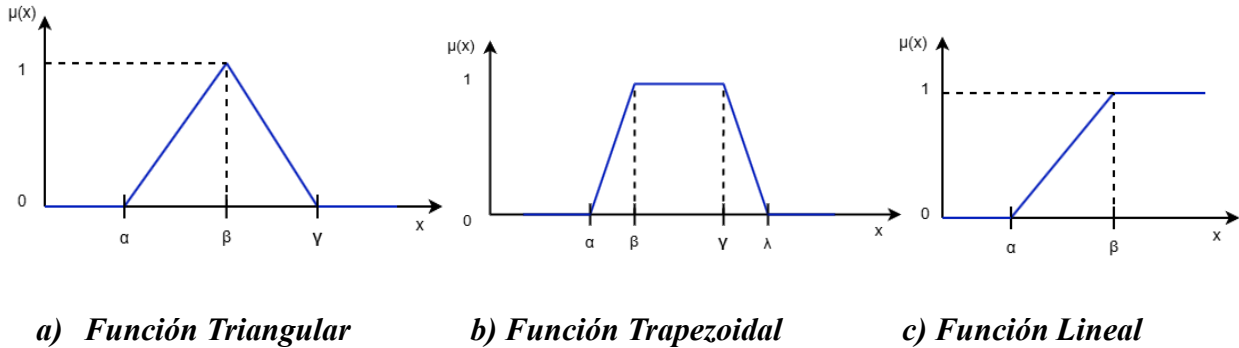
Donde, $\mu_A(x)$ representa el grado de pertenencia del elemento x al conjunto difuso A , y X corresponde al universo de discurso (conjunto de todos los valores posibles que puede asumir la variable de interés dentro del proceso analizado). Sobre este intervalo se establecen los conjuntos difusos y sus respectivas funciones de pertenencia. Esta formulación permite que una misma variable pertenezca simultáneamente a diferentes conjuntos difusos con distintos grados de activación, de manera que conceptos lingüísticos como “temperatura alta”, “presión media” o

“nivel bajo” pueden representarse matemáticamente de forma más cercana al razonamiento humano y al comportamiento real del proceso (Ahmed *et al.*, 2024).

Por otra parte, las funciones de pertenencia permiten asignar dichos grados entre 0 y 1 a cada valor de entrada, facilitando la representación matemática de variables lingüísticas dentro de los controladores de lógica difusa (Farah *et al.*, 2019; Sakalli *et al.*, 2020). Entre las más empleadas se encuentran las funciones triangulares, trapezoidales y lineales, reconocidas por su simplicidad computacional y facilidad de implementación. Adicionalmente, las funciones gaussianas son empleadas cuando se requieren transiciones más suaves entre estados lingüísticos (Nguyen *et al.*, 2024).

Figura 1.

Ejemplos funciones de pertenencia.

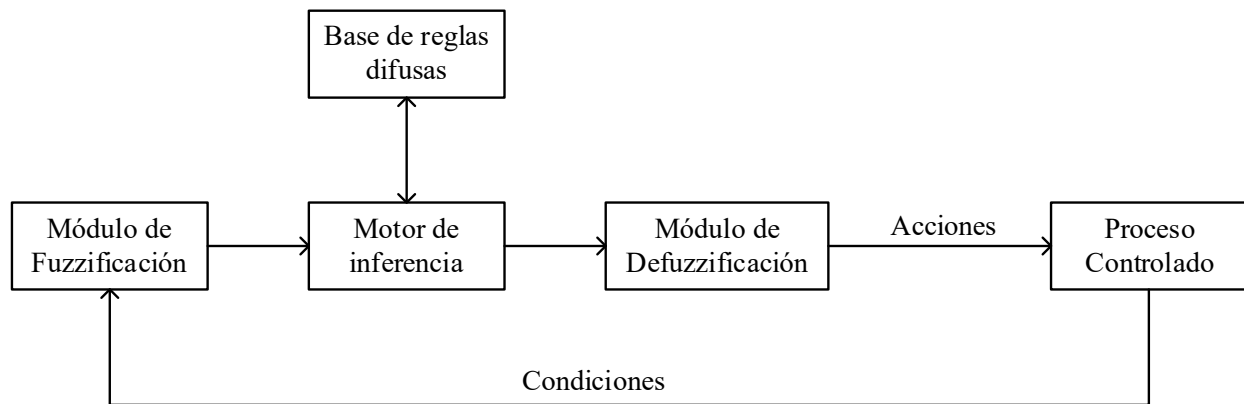


La Figura 1 presenta algunas funciones de pertenencia comúnmente utilizadas en control difuso. Las funciones triangulares permiten representar transiciones lineales simples, mientras que las trapezoidales proporcionan regiones de estabilidad mediante intervalos de pertenencia máxima. Por su parte, las funciones lineales permiten modelar variaciones progresivas de la señal analizada. Teniendo esto en cuenta, la estructura general de un FLC está compuesta por cuatro etapas

principales: fuzzificación, base de reglas, motor de inferencia y defuzzificación. Estas etapas permiten transformar señales numéricas provenientes del proceso en decisiones de control aplicables al sistema, tal como se presenta en la Figura 2.

Figura 2.

Estructura base del FLC



El módulo de fuzzificación convierte las variables numéricas de entrada (*crisp values*) en variables lingüísticas mediante funciones de pertenencia previamente definidas. Durante esta etapa, cada valor de entrada puede asociarse simultáneamente a diferentes conjuntos difusos con distintos niveles de pertenencia; por ejemplo, una temperatura determinada puede considerarse parcialmente “media” y “alta” al mismo tiempo, dependiendo de las funciones de pertenencias definidas para el sistema. Esto permite que el controlador modifique la señal de control de manera progresiva, evitando cambios bruscos en los elementos de control o variaciones repentinas en el comportamiento del proceso (Nguyen *et al.*, 2024).

Por otro lado, la base de reglas difusas constituye el depósito del conocimiento del controlador, almacenando las estrategias de control de un experto en formato condicional SI-ENTONCES. La estructura general de una regla k -ésima es:

$$\text{Regla } k: \text{ Si } x \text{ es } A_k \text{ Y } y \text{ es } B_k \text{ ENTONCES } z \text{ es } C_k \quad (\text{Ec.3})$$

Donde, A_k y B_k representan los antecedentes (entradas) y C_k es el consecuente (salida sugerida). Estas reglas describen como debe actuar el sistema ante diferentes condiciones del proceso, facilitando la toma de decisiones en entornos complejos y no lineales (Sakalli *et al.*, 2020). Una vez evaluadas las reglas difusas, el motor de inferencia procesa y combina todas las reglas activadas a partir de las condiciones de entrada del sistema, generando una salida difusa representativa del comportamiento del controlador. Entre los métodos de inferencia más utilizados destaca el modelo de Mamdani, en el cual cada regla es evaluada según el grado en que sus condiciones de entrada se cumplen. Por ejemplo, si una regla establece: “SI la temperatura es alta Y la presión es baja, ENTONCES aumentar la acción de control”, el sistema determina qué tan alta es la temperatura y qué tan baja es la presión, combinando estos valores para obtener el grado de cumplimiento de la regla. Para representar la operación lógica “Y” entre condiciones, uno de los operadores más utilizados es el operador mínimo, debido a que considera como resultado de la regla la condición con menor grado de cumplimiento, evitando asignar una respuesta mayor a la que realmente permiten sus entradas:

$$\mu_R(x, y) = \min[\mu_A(x), \mu_B(y)] \quad (\text{Ec.4})$$

Donde, $\mu_A(x)$ y $\mu_B(y)$ representan los grados de pertenencia de cada condición de entrada, y $\mu_R(x, y)$ corresponde al grado de cumplimiento final de la regla (Nguyen *et al.*, 2024).

Finalmente, la defuzzificación transforma la conclusión difusa del motor de inferencia en un valor numérico interpretable por el elemento final de control. El método de defuzzificación más utilizado es el centroide o centro de área (CoA) cuya expresión matemática es representada por:

$$\mu_{crisp} = \frac{\int \mu_c(z) z dz}{\int \mu_c(z) dz} \quad (\text{Ec.5})$$

Donde, μ_{crisp} es la salida numérica del controlador y $\mu_c(z)$ la función de pertenencia resultante después del proceso de inferencia. Este método permite obtener respuestas más suaves, ya que considera toda la distribución de la salida difusa y no únicamente un punto específico de esta (Nguyen *et al.*, 2024). En conjunto, estas cuatro etapas permiten que el controlador actúe de manera progresiva y continua, evitando cambios bruscos en los elementos de control o variaciones repentinas en el comportamiento del proceso.

3. Estado del arte

La lógica difusa, propuesta por Lotfi Zadeh en 1965, permitió modelar el comportamiento humano y la incertidumbre del lenguaje cotidiano a través de conjuntos difusos y funciones que describen el grado de pertenencia de un elemento en un conjunto, comprendido entre 0 y 1 (Miron *et al.*, 2024). Posteriormente, la implementación de algoritmos difusos en el control de procesos tradujo criterios cualitativos de decisión humana en reglas computacionalmente ejecutables, lo que sentó las bases para el desarrollo de los FLC (Gu *et al.*, 2019). Desde entonces, estos controladores han evolucionado significativamente, y se han integrado en áreas como la energía renovable, la robótica, el transporte inteligente y la bioingeniería (Velilla *et al.*, 2024; Cuji & Mediavilla, 2022; Wang *et al.*, 2015; Al-Mallah *et al.*, 2022).

Abuhussain *et al.*, (2023) implementaron un controlador difuso predictivo para la optimización energética de un sistema calefacción, donde el FLC fue diseñado para ajustar los equipos de climatización en función de variables como la ocupación, la temperatura ambiente y la demanda térmica del entorno, evitando así el funcionamiento innecesario de los equipos a máxima capacidad. Los resultados evidenciaron una reducción significativa en el consumo energético del sistema, confirmando la capacidad de los FLC para gestionar procesos complejos con multivariantes interconectadas y mejorar la eficiencia energética en aplicaciones industriales. En otra aplicación, Ortiz *et al.*, (2023) desarrollaron un controlador PID-Difuso para regular la temperatura en la sección de enfriamiento de una planta de calentamiento-enfriamiento de fluidos, aplicando el método de identificación paramétrica Box-Jenkins para obtener un modelo representativo del proceso, lo que permitió implementar el controlador en MATLAB/Simulink. El diseño incluyó 25 reglas difusas basadas en conocimiento empírico del sistema, lo que llevó a un

FLC superior al PID convencional en términos de sobrepaso y tiempo de estabilización, respondiendo ante variaciones operativas y no linealidades.

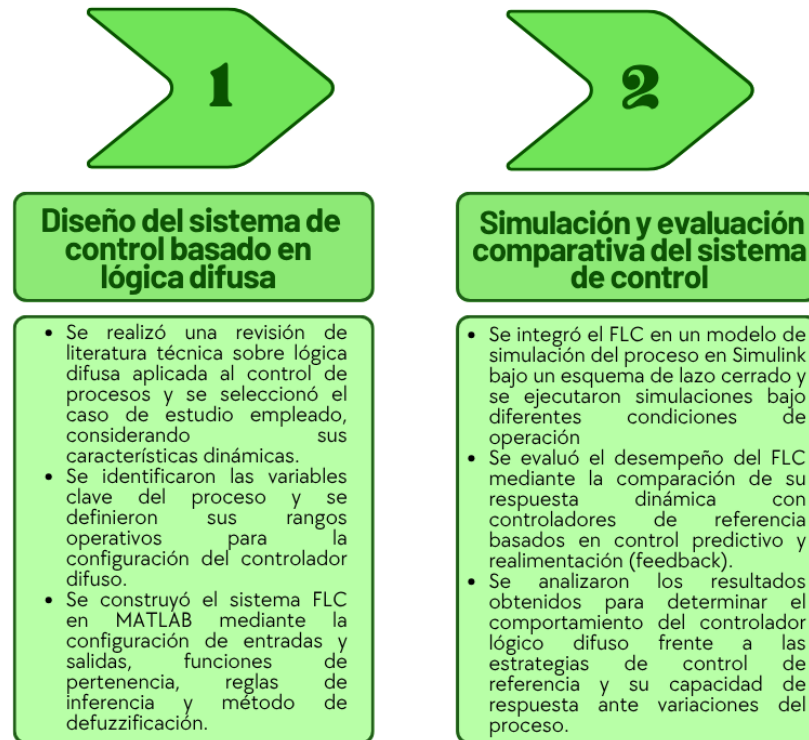
Por otra parte, MATLAB/Simulink se ha consolidado como una de las herramientas más utilizadas para el diseño y simulación de controladores difusos. Su *Fuzzy Logic Toolbox* permite definir funciones de pertenencia, reglas y sistemas de inferencia de forma gráfica e intuitiva, además de integrarlos fácilmente en modelos dinámicos a través de Simulink, lo que facilita su validación bajo diversas condiciones operativas (Mathworks, s.f.). Paralelamente, estudios recientes evidencian una tendencia creciente hacia el uso de algoritmos de optimización metaheurística para la sintonización automática de los FLC, como algoritmos genéticos (AG) inspirados en procesos naturales o evolutivos para constituir métodos computacionales orientados a encontrar soluciones de alta calidad en problemas complejos (Hamza *et al.*, 2017; Lotfy *et al.*, 2020; Ulutas *et al.*, 2020).

A pesar del desarrollo teórico alcanzado por la lógica difusa, su aplicación en procesos químicos continúa siendo un área de interés debido a los desafíos asociados con la implementación de estrategias de control inteligente. En el contexto local, en la Escuela de Ingeniería Química de la Universidad Industrial de Santander se han desarrollado estudios relacionados con control predictivo (Castillo & Guerrero, 2017; Alcalá & Suárez, 2023; Bautista & Velasco, 2024), pero el análisis de controladores lógicos difusos aún no ha sido abordado pese a las ventajas que ofrece para representar comportamientos complejos mediante reglas basadas en conocimiento experto. Por lo tanto, este trabajo busca ser un punto de partida de futuras investigaciones encaminadas a la evaluación de esta estrategia de control.

4. Metodología

Figura 3.

Diagrama metodológico



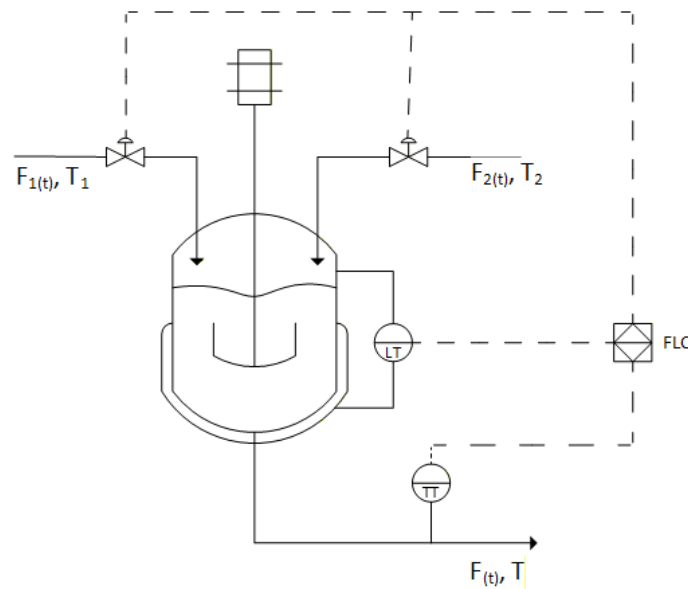
Fase 1

Esta fase inició con una revisión bibliográfica, orientada a la determinación de las estrategias necesarias para el diseño de un controlador difuso (FLC). Además, se seleccionó como caso de estudio el sistema reportado por Bautista & Velasco (2024), el cual se ilustra en la Figura 4. Este proceso fue elegido debido a que cuenta con parámetros de operación definidos, no tiene restricciones operativas y proporciona las especificaciones técnicas de la instrumentación, incluyendo sensores/transmisores y válvulas de control; además, los autores implementan una estrategia de control tipo DMC, lo que permitió emplearlo como referencia para la comparación

del desempeño con el controlador difuso. El sistema consiste en un tanque de mezclado con agitación interna, donde un flujo de agua caliente entra en contacto con una corriente fría para originar una salida a la temperatura deseada; además, el nivel del tanque se tiene en cuenta como una variable a controlar.

Figura 4.

Tanque de mezclado con agitación interna



Posteriormente, se formuló el modelo en estado estacionario, identificando las variables de entrada y salida, junto con sus respectivos rangos de operación. Finalmente, el modelo se implementó en el entorno de Simulink (*toolbox* de Matlab), donde se realizó una validación preliminar para verificar la coherencia de la respuesta dinámica frente al comportamiento reportado en la literatura de referencia. En la tabla 1 se muestra el modelo matemático en estado transitorio y en el Apéndice A se describen las condiciones operativas.

Tabla 1.*Modelo matemático del sistema.*

Tipo	Ecuación	
Balance de Masa	$A \left(\frac{dh}{dt} \right) = f_1 + f_2 - C_v \sqrt{h}$	(Ec.6)
Balance de energía	$AC_v \rho \frac{d(Th)}{dt} = \rho f_1 C_p T_1 + \rho f_2 C_p T_2 - \rho f_3 C_p T_3$	(Ec.7)
Válvula isoporcentual	$\tau_v \left(\frac{dF}{dt} \right) + F = K_v (m - m_{\min})$	(Ec.8)
Sensor Temperatura	$\tau_T \left(\frac{dc}{dt} \right) + c = K_T (T - T_{\min})$	(Ec.9)
Sensor Nivel	$c = K_H (H - H_{\min})$	(Ec.10)
Set point	$C^{set} = K(PV^{set} - PV_{\min})$	(Ec.11)

Fase 2

Se diseñó el sistema de control basado en lógica difusa empleando MATLAB/ Simulink como herramienta computacional. Para ello, se definieron las variables de entrada y salida, las funciones de pertenencia, la base de reglas de inferencia y el método de defuzzificación. Posteriormente, el controlador difuso fue integrado al modelo del proceso bajo un esquema de lazo cerrado en Simulink, permitiendo evaluar su funcionamiento dentro del sistema. Finalmente se comparó su desempeño con estrategias de control predictivo y control por realimentación (feedback), evaluando su respuesta dinámica bajo diferentes condiciones de operación.

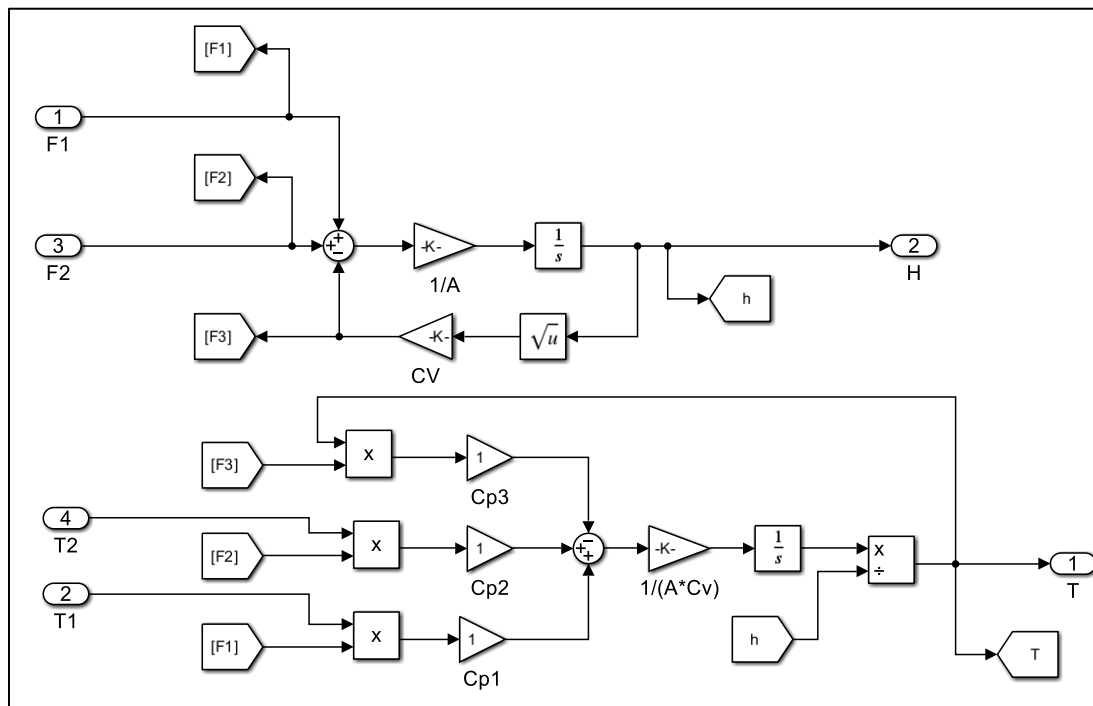
5. Resultados

5.1 Simulación y caracterización del proceso

Inicialmente, se simuló el proceso en lazo abierto mediante el entorno de Matlab/Simulink, con el fin de establecer el comportamiento inicial del proceso antes de la implementación del controlador lógico difuso, tal como se ilustra en la Figura 5.

Figura 5.

Simulación del proceso en lazo abierto



5.2 Diseño del sistema de control

Posteriormente, se implementó el sistema de control en lazo cerrado para el tanque de mezclado, considerando la interacción entre las variables de nivel y temperatura del proceso. Esta

configuración permitió evaluar el comportamiento del sistema bajo la acción del controlador, tal como se observa en la Figura 6.

Figura 6.

Simulación del proceso en lazo cerrado

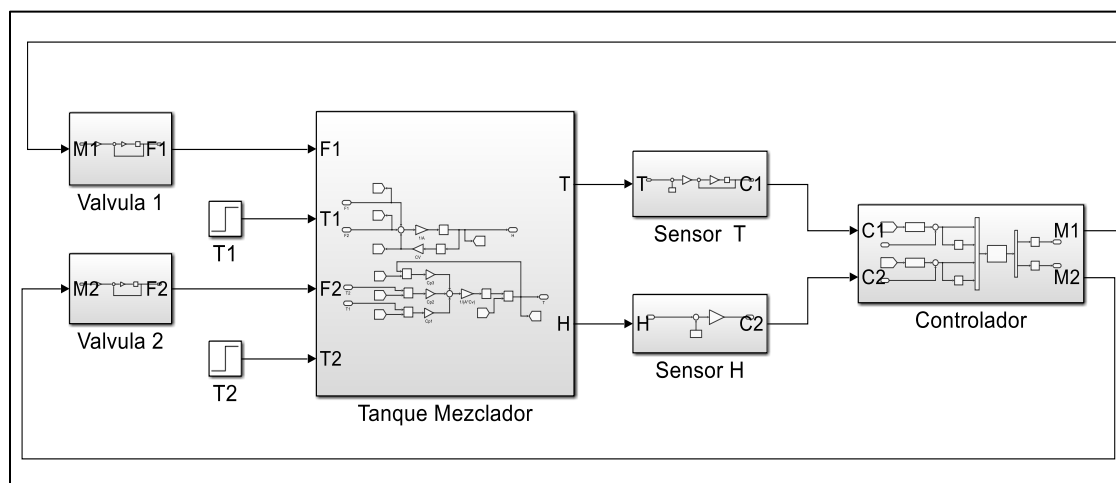
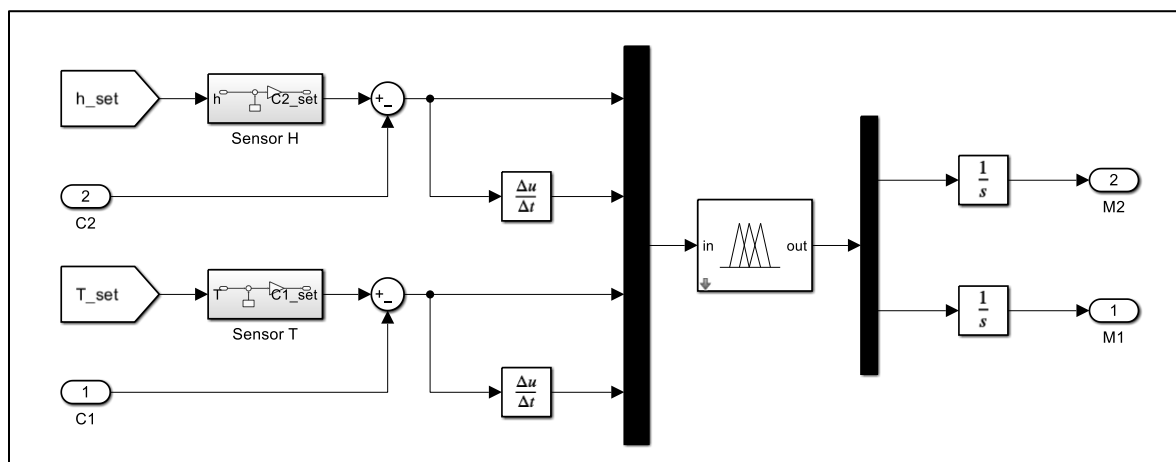


Figura 7.

Configuración del FLC en Simulink



Se compara constantemente los valores de referencia establecidos (C1_set y C2_set) con las señales (C1 y C2), generando el error correspondiente. Estas señales de error ingresan al

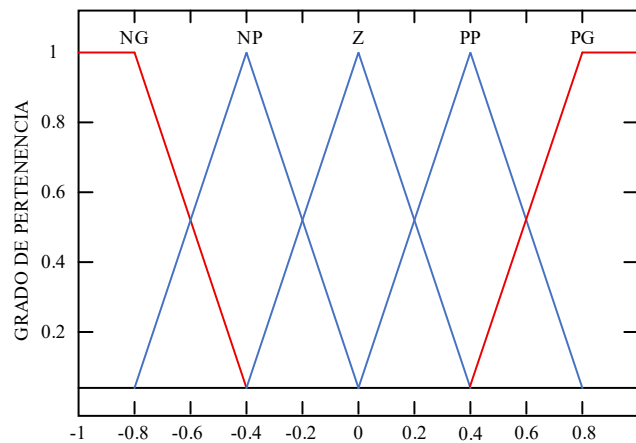
controlador principal, el cual determina las acciones requeridas sobre las válvulas (M1 y M2) para ajustar las condiciones del proceso y mantener las variables en sus referencias. El funcionamiento interno del bloque de control difuso se diseñó bajo una estructura Fuzzy-PI de tipo incremental como lo describen en Moreno *et al.*, (2019), tal como se muestra en la Figura 7.

Para traducir las variables del proceso al lenguaje difuso, se utilizó la herramienta *Fuzzy Logic Toolbox* de MATLAB. En este entorno se definieron las cuatro variables de entrada, correspondientes a los errores y sus derivadas, cuyo universo de discurso fue dividido en tres funciones de pertenencia triangulares en la mitad y dos trapezoidales a los extremos: Negativo Grande (NG), Negativo Pequeño (NP), Cero (Z), Positivo Pequeño (PP) y Positivo Grande (PG), tal como se ilustra en la Figura 8. Esta clasificación permite representar adecuadamente las desviaciones de temperatura y de nivel en el tanque de mezclado sin incrementar innecesariamente la complejidad computacional del controlador.

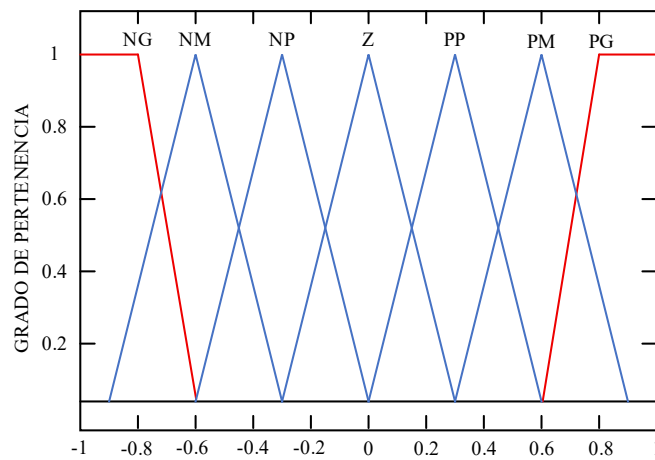
Por otro lado, para las variables de salida que determinan el posicionamiento de las válvulas (M1 y M2), el universo de discurso se dividió en siete funciones de pertenencia, incorporando los estados intermedios Negativo Medio (NM) y Positivo Medio (PM), tal como se observa en la Figura 9. El aumento de funciones en la etapa de salida otorga una mayor resolución a la acción de control. Esta decisión de diseño permite que los incrementos calculados por el algoritmo sean más precisos, mitigando los saltos bruscos en las válvulas y garantizando un movimiento mecánico suave en el lazo cerrado.

Figura 8.

Funciones de pertenencia definidas para la entrada del controlador difuso

**Figura 9.**

Funciones de pertenencia definidas para la salida del controlador difuso

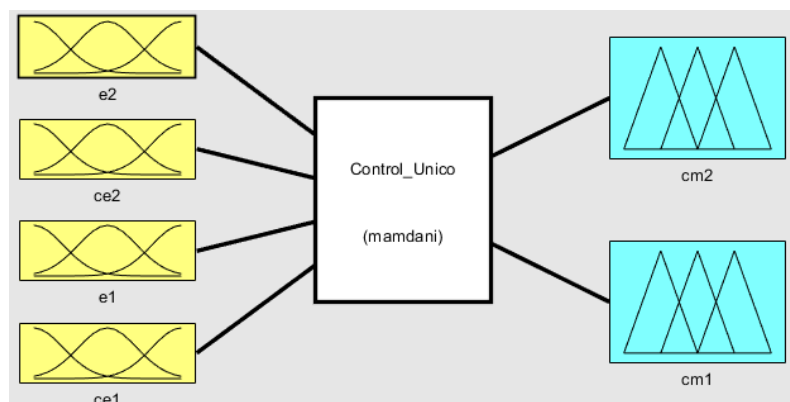


Para definir la lógica de decisión del controlador, se construyó una base de conocimiento formada por 50 reglas de inferencia tipo Mamdani. Aunque en Simulink el sistema se implementó mediante un único bloque de control, internamente las reglas se organizaron para funcionar como dos lazos de control independientes. De esta forma, 25 reglas se encargan del control de la temperatura, relacionando su error y la derivada del error con la acción sobre la válvula

correspondiente, mientras que las otras 25 reglas se enfocan, de igual manera, en el control del nivel, relacionando sus variables de entrada con la acción de control correspondiente. Esta estrategia permite que cada variable disponga de su propia lógica de decisión, reproduciendo el comportamiento de un control descentralizado. Gracias a esta independencia, el controlador solo requiere 50 reglas; de haberse considerado interacciones cruzadas entre las cuatro variables de entrada, habría sido necesario evaluar 625 reglas, resultado de combinar las cinco funciones de pertenencia de cada una de las cuatro entradas, aumentando considerablemente la complejidad del sistema.

Figura 10.

Estructura de las variables de entrada y salida del controlador.



Nota: captura de pantalla obtenida del entorno *Fuzzy Logic Toolbox* de MATLAB.

La Figura 10 muestra las entradas y salidas del controlador, donde las variables con subíndice 1 (e1, ce1 y cm1) corresponden al lazo de temperatura, mientras que las variables con subíndice 2 (e2, ce2 y cm2) pertenecen al lazo de nivel. Así mismo, la Figura 11 presenta la matriz de las 25 reglas utilizada en cada lazo, en la que las variables se relacionan mediante el operador lógico AND, evitando combinaciones cruzadas entre nivel y temperatura.

Figura 11.*Base de Reglas difusas para el controlador difuso*

$\Delta m(n)$		$e(n)$				
		NG	NP	Z	PP	PG
$\Delta e(n)$	NG	NG	NG	NM	NP	Z
	NP	NG	NM	NP	Z	PP
	Z	NM	NP	Z	PP	PM
	PP	NP	Z	PP	PM	PG
	PG	Z	PP	PM	PG	PG

Para ilustrar la lectura de la matriz de inferencia de forma directa, la estructura condicional de cada intersección obedece al siguiente formato proposicional:

Si $e(n)$ es NG Y $\Delta e(n)$ es NG ENTONCES $\Delta m(n)$ es NG

Esta misma lógica de intersección matemática entre las filas y las columnas se aplica sistemáticamente para deducir las reglas restantes que componen la base de conocimiento de ambos lazos de control.

5.3 Sintonización empírica de los parámetros de control

A diferencia de las estrategias de control clásico, las cuales disponen de criterios de sintonización analíticos y procedimientos estandarizados, la parametrización de un FLC representa un desafío considerable debido a su naturaleza inherentemente no lineal. Su comportamiento no se encuentra gobernado por funciones de transferencia convencionales y las etapas de fuzzificación y defuzzificación introducen fuertes no linealidades en el sistema (Sakalli et al., 2021). Como

consecuencia, la literatura especializada reconoce la inexistencia de metodologías universales que permitan sintonizar los parámetros asociados al controlador (Moreno et al., 2019). Esta dificultad se vuelve aún más significativa en sistemas de múltiples entradas y múltiples salidas (MIMO), como el tanque de mezclado analizado, donde las interacciones entre las variables de nivel y temperatura dificultan la definición de una parametrización teórica precisa.

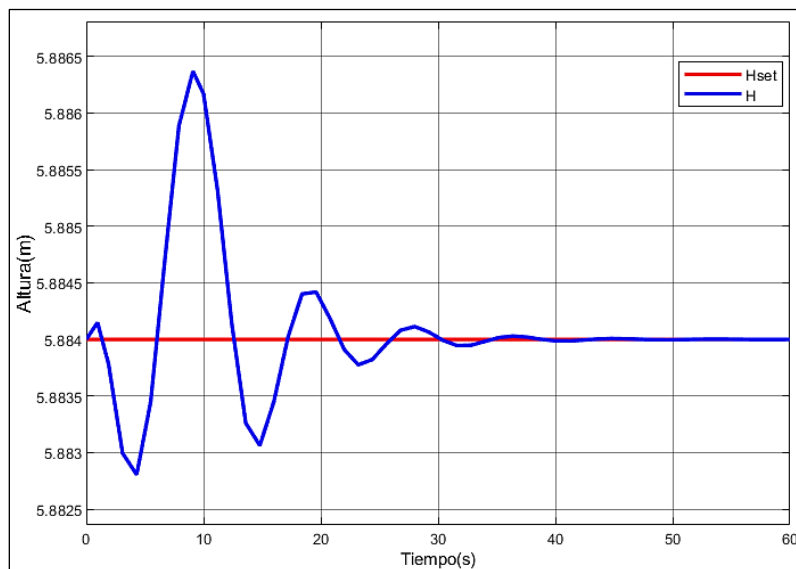
Con base en lo anterior, la sintonización empírica se consolida como la alternativa más utilizada, fundamentándose en el conocimiento físico del proceso y en el ajuste iterativo de los parámetros del controlador mediante la evaluación continua de la respuesta dinámica del sistema, hasta alcanzar un compromiso adecuado entre rapidez de respuesta, estabilidad y rechazo de perturbaciones (Nguyen et al., 2024). Inicialmente, el controlador se configuró con universos de discurso por defecto de -1 a 1 para todas las variables. Al aplicar un cambio tipo escalon del 10 % en el *setpoint* de la temperatura, el sistema evidenció una falta de sintonización (Figura 12). La temperatura es incapaz de alcanzar la nueva referencia, mientras que el nivel empieza a oscilar en un rango milimétrico (2.4 mm) hasta que se estabiliza, a los 40 s. Este comportamiento evidenció que los rangos unitarios son insuficientes para describir la dinámica del sistema, haciendo imperativa la sintonización a escala de los universos de discurso.

Para establecer un punto de partida viable, se tomó como referencia la metodología propuesta por Castaño *et al.*, (2013). Los autores exponen que el uso de universos de discurso normalizados no permite representar adecuadamente la dinámica del sistema, por lo que es necesario definir rangos específicos de acuerdo con el comportamiento de cada variable. El método se basa en adaptar los universos de discurso a la magnitud y velocidad de respuesta de las variables

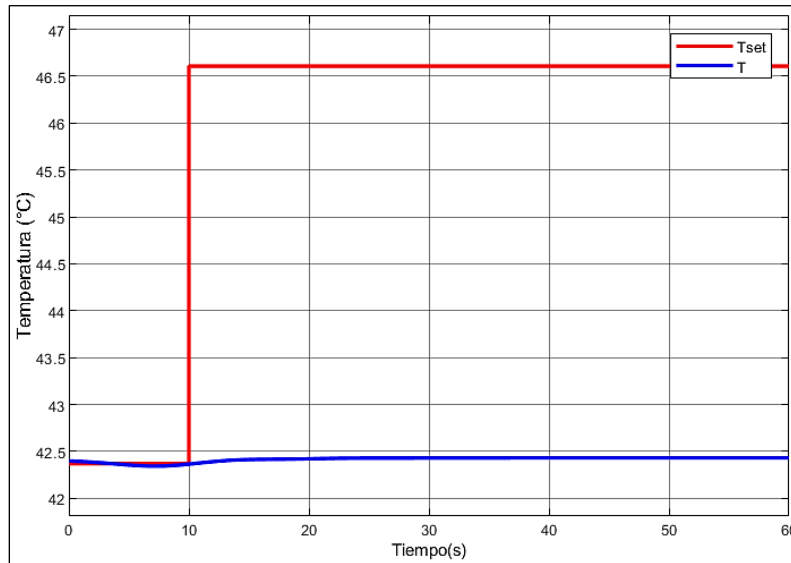
del proceso; por ende, se estableció que la amplitud del universo de discurso asociado al error no debe definirse de manera arbitraria, sino en función del máximo cambio que puede experimentar la variable respecto a su punto de operación. Esta consideración es esencial para garantizar el correcto funcionamiento del controlador difuso, ya que, si la desviación entre el *setpoint* y la variable del proceso supera los límites establecidos, el proceso de fusificación se satura en las funciones de pertenencia extremas. En consecuencia, el controlador pierde la capacidad de distinguir la magnitud real del error y, por lo tanto, reduce significativamente su capacidad de respuesta.

Figura 12.

Respuesta del sistema sin sintonizar ante un cambio tipo escalón en el setpoint de la temperatura



a) Nivel

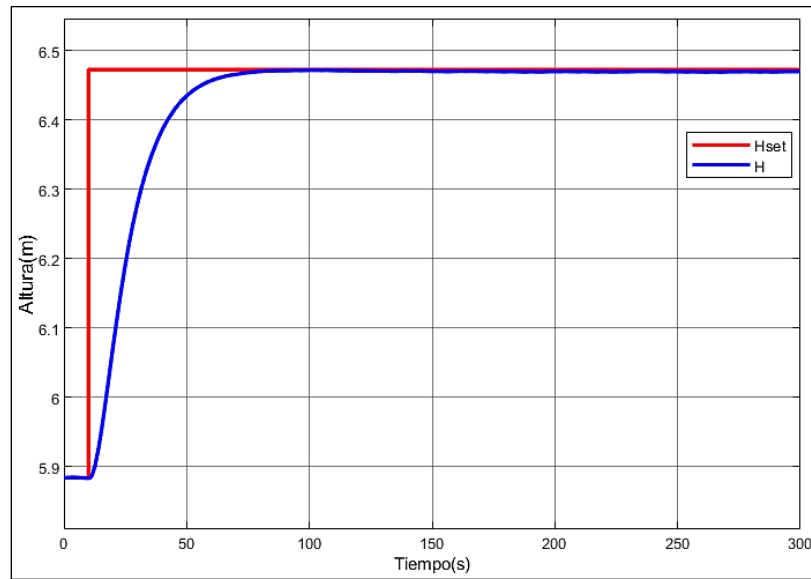


b) Temperatura

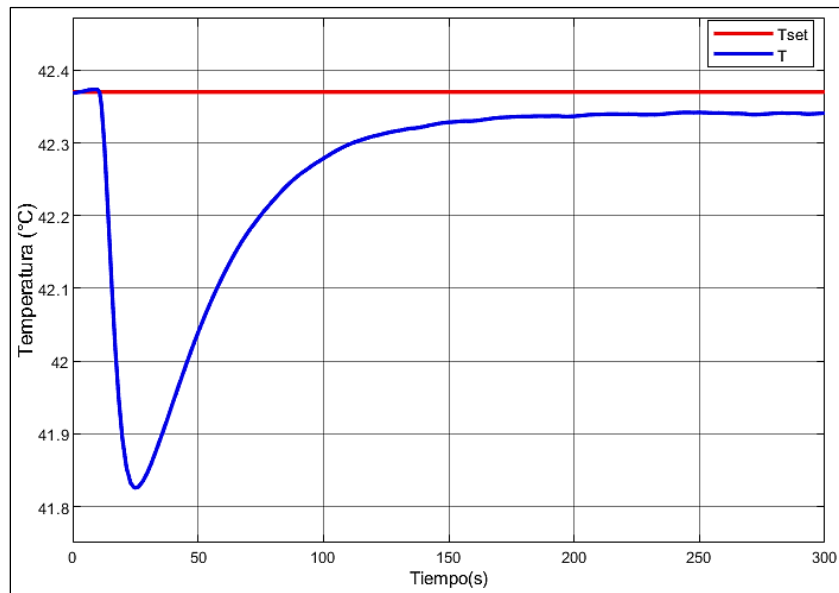
Se analizaron las condiciones extremas de operación del sistema. Se observó que la temperatura puede variar desde su estado estacionario (42.37 °C) hasta 80 °C, mientras que el nivel puede ir de 5.88 m hasta, aproximadamente, 7.36 m. A partir de estas variaciones máximas y con el objetivo de garantizar la cobertura completa del rango operativo, los universos de discurso del error se definieron entre -58 y 58 para la temperatura y entre -50.3 y 50.3 para el nivel. Estos valores representan la máxima amplitud de la señal de error que el controlador puede procesar en cada variable; es decir, la máxima diferencia esperada entre el valor del *setpoint* y la medición del proceso. Para configurar las variables restantes y estructurar una prueba inicial del controlador acoplado, se recurrió a la guía de implementación práctica de Castaño, (2021). Se asignó un rango estrecho de -4 a 4 para la derivada del error (adecuado para registrar variaciones lentas) y un intervalo de -3 a 3 para la acción de control. Esta parametrización preliminar se aplicó de manera idéntica para gobernar los actuadores tanto del lazo de temperatura como del lazo de nivel.

Figura 13.

Respuesta a universos de discurso preliminares ante un cambio escalón en el setpoint del nivel.



a) Nivel



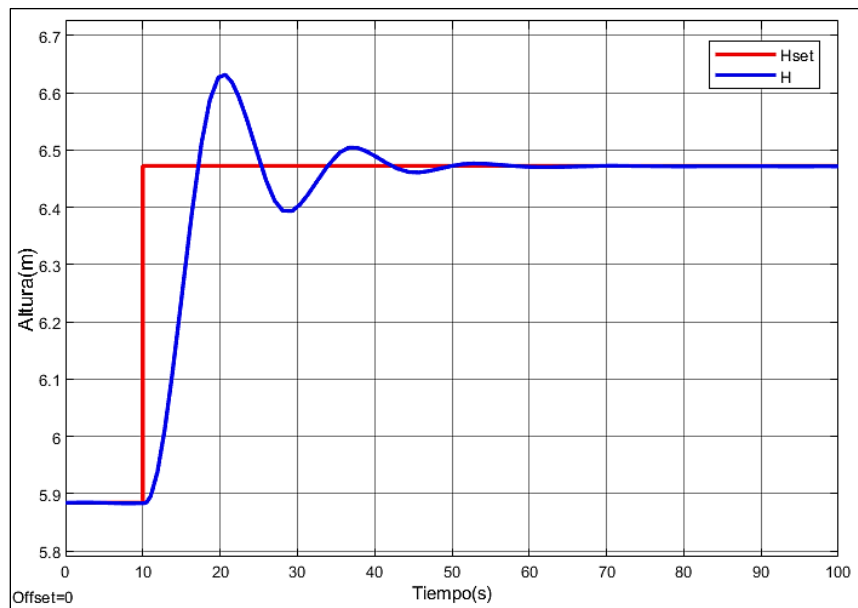
b) Temperatura

El desempeño dinámico resultante de esta configuración inicial se evidencia en la Figura 13. Tras someter al sistema acoplado a un incremento tipo escalón del 10 % en el set point del nivel. Se observa que el nivel responde al incremento escalón estabilizándose en su nueva referencia en, aproximadamente, 100 s, exhibiendo un comportamiento amortiguado sin presencia de sobrepaso. Simultáneamente, la temperatura sufre una caída transitoria hasta 41.8 °C, producto de la perturbación cruzada, aunque el controlador compensa la desviación; sin embargo, persiste un leve error en estado estacionario de 0.03 °C. Así mismo, el prolongado tiempo de estabilización (más de 150 s) resulta inadecuado, haciendo necesario un nuevo ajuste del controlador.

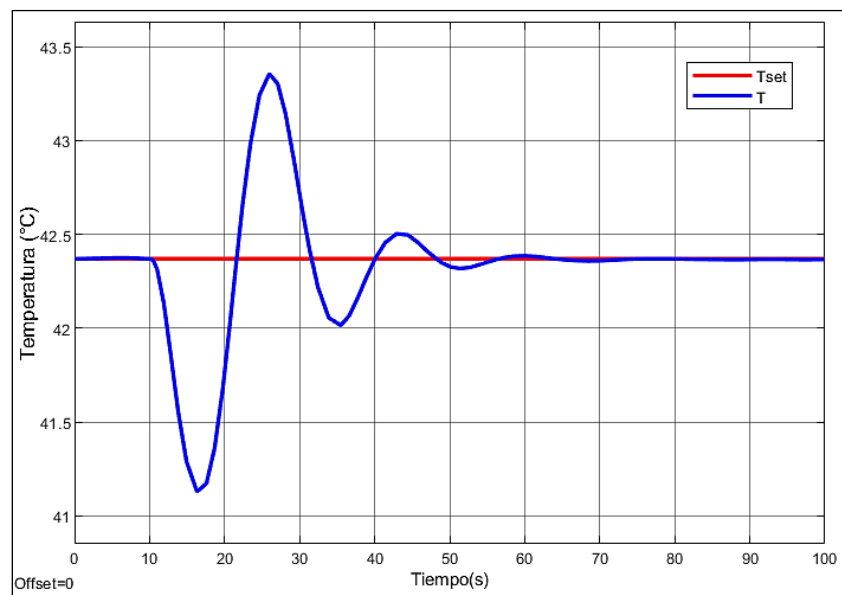
Se ejecutó una sintonización empírica sobre los universos de la derivada del error y la variable de salida. Según lo establecido por Castaño, (2021), ampliar el rango de la variable de salida incrementa la agresividad del controlador y la velocidad de respuesta de la válvula. Simultáneamente, la experimentación demostró que aumentar el rango de la derivada del error reduce drásticamente el tiempo de levantamiento, aunque induce un comportamiento oscilatorio y sobrepasos pronunciados al disminuir el factor de amortiguamiento. Buscando acelerar la dinámica y eliminar el error en estado estable, se asignó un rango ampliado de -20 a 20 para ambas variables (derivada y salida) tanto en el lazo de temperatura como el de nivel. El impacto de esta configuración frente a un escalón del 10 % en el *setpoint* del nivel se ilustra en la Figura 14. Se evidencia un comportamiento subamortiguado. El nivel cruza su nuevo *setpoint* en menos de 10 segundos, pero exhibe un sobrepaso de, aproximadamente 0.16 m y tarda 60 s en atenuarse. Además, debido a la fuerte interacción multivariable, la temperatura cae a 41.1 °C; ante esto, el controlador reacciona con agresividad y genera múltiples oscilaciones que alcanzan un pico máximo de 43.3 °C, equivalente a un sobrepaso de 0.93 °C, antes de regresar al *setpoint* en 70 s.

Figura 14.

Respuesta del sistema ante un cambio del 10 % en el setpoint con universos de discurso ampliados.



a) Nivel



b) Temperatura

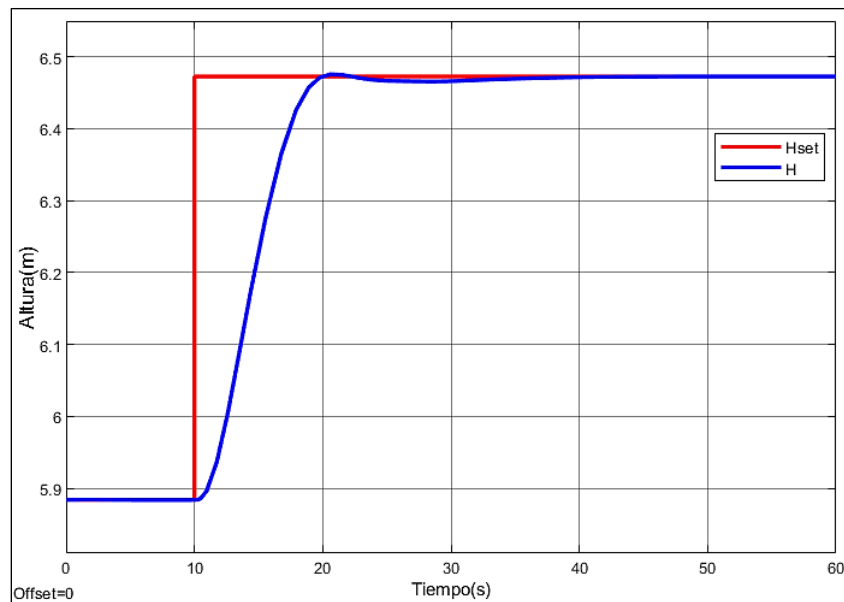
Es importante resaltar que la literatura establece que la dinámica de la temperatura presenta una constante de tiempo inherentemente superior a la del nivel. Como señalan Smith & Corripio

(2016), este comportamiento se debe a la inercia térmica del sistema: mientras el volumen responde de manera casi inmediata a las variaciones en el balance de flujo másico, los cambios de temperatura ocurren más lentamente debido a la capacidad calorífica del fluido. Con base en esto, se realizó una sintonización empírica mediante ensayo y error con el propósito de equilibrar el desempeño de ambos lazos de control. En consecuencia, el lazo de nivel se configuró con una respuesta más agresiva para adaptarse a las rápidas variaciones de volumen, mientras que el lazo de temperatura requirió una parametrización más conservadora. Se establecieron los rangos finales de los universos de discurso: para el lazo de temperatura la derivada del error se acotó en el intervalo $[-14.5, 14.5]$ y la acción de control en $[-12.5, 12.5]$; y para el lazo de nivel se configuró una derivada del error en $[-11.5, 11.5]$ y una acción de control en $[-25, 25]$. El resultado de esta se ilustra en la Figura 15 ante un escalón del 10 % en la referencia de nivel.

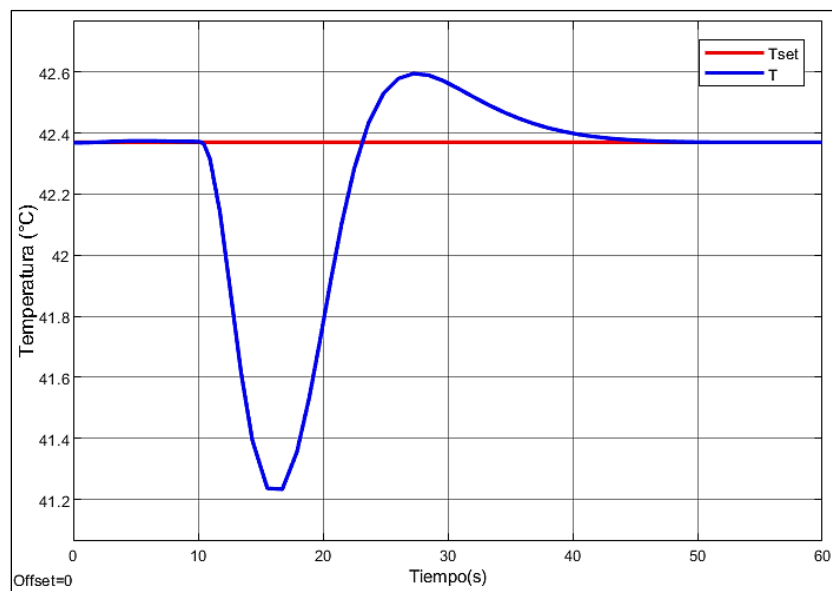
El nivel exhibe una respuesta ágil y subamortiguada, alcanzando la estabilización entre los 20 y 30 s con sobrepaso mínimo y sin error en estado estable. Simultáneamente, el lazo de temperatura muestra rechazo a la perturbación cruzada: el ingreso de volumen induce una desviación del 2.7 % respecto al *setpoint*; sin embargo, el controlador compensa la perturbación mediante una acción de recuperación que alcanza un máximo de 42.6 °C, correspondiente a un sobrepaso cercano al 0.5 %, antes de estabilizarse definitivamente entre los 45 y 50 s sin error en estado estacionario.

Figura 15.

Respuesta del sistema ante un cambio escalón del 10% en el nivel.



a) Nivel



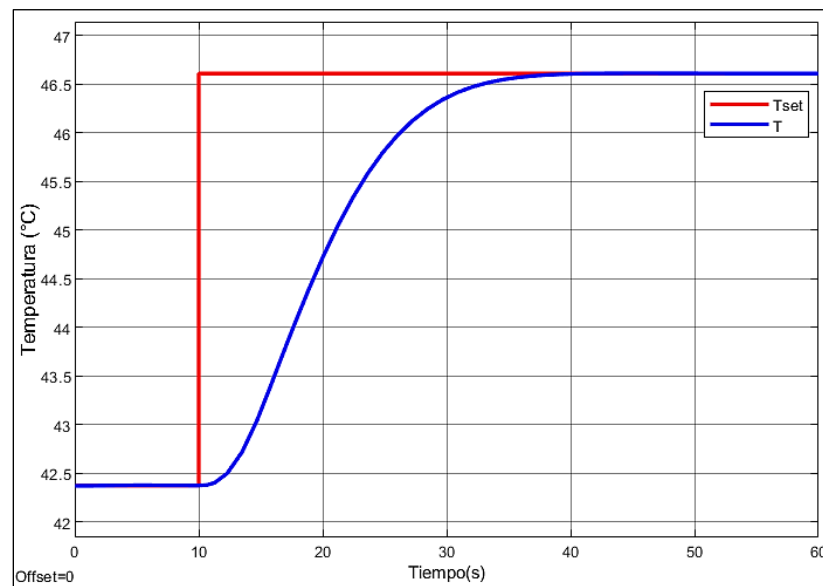
b) Temperatura

Para validar la robustez de la sintonización final, se ejecutó una prueba inversa sometiendo al sistema a un incremento tipo escalón del 10 % en el *setpoint* de temperatura, mientras se

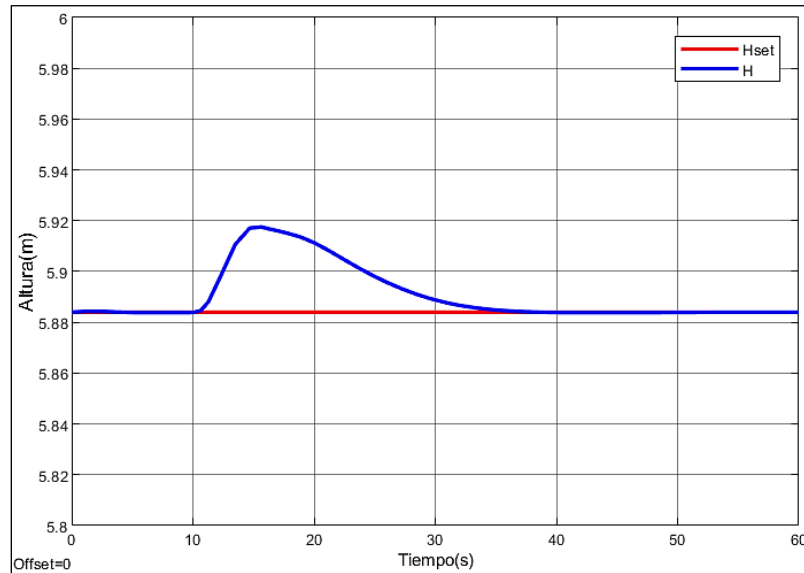
mantenía la referencia del nivel. Según lo expuesto en Figura 16, se corrobora la estabilidad del diseño multivariable: la temperatura exhibe una respuesta amortiguada, sin sobrepaso ni error y estabilización a los 40 s; y el lazo de nivel rechaza la perturbación cruzada inducida por la inyección de agua caliente, ya que experimenta una leve desviación del 0.6 % respecto a su *setpoint*, compensada rápidamente en 40 s sin oscilaciones ni error residual.

Figura 16.

Respuesta del sistema ante un cambio escalón del 10 % en la temperatura



a) *Temperatura*



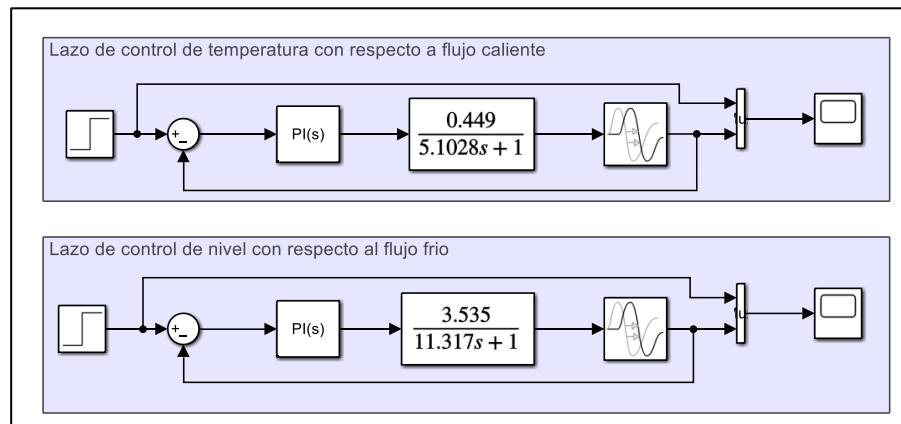
b) Nivel

5.4. FLC vs control feedback

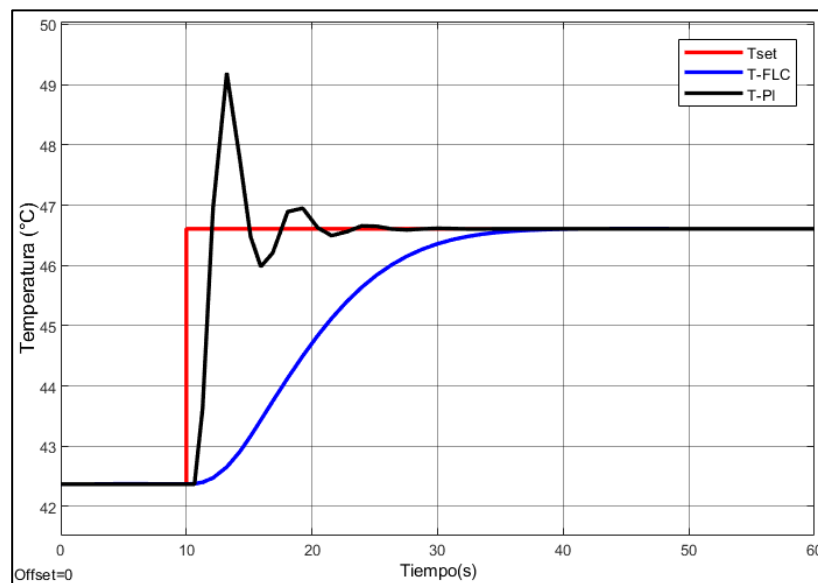
Como se precisó en la metodología, se tomó como referencia el trabajo de Bautista & Velasco (2024). Para los lazos *feedback* los autores identificaron el acoplamiento existente entre las variables del proceso y definieron una arquitectura de control descentralizada, conformada por dos lazos independientes para la temperatura y el nivel. Con base a este emparejamiento, el modelo del proceso se simplificó considerando únicamente las funciones de transferencia directas (de primer con tiempo muerto) que describen la relación entre cada variable manipulada y su respectiva variable controlada., despreciando las dinámicas cruzadas (Figura 17). Con el fin de validar el desempeño del FLC propuesto frente al control *feedback* descentralizado (sintonizado por el método de Ziegler-Nichols), se sometió al sistema a un cambio escalón del 10 % en las referencias de temperatura y de nivel. La Figura 18 evidencia las diferentes dinámicas entre ambas estrategias de control para el lazo de temperatura.

Figura 17.

Arquitectura de control descentralizada del proceso.

**Figura 18.**

Comparación FLC vs feedback ante un cambio del 10 % en el setpoint de temperatura.



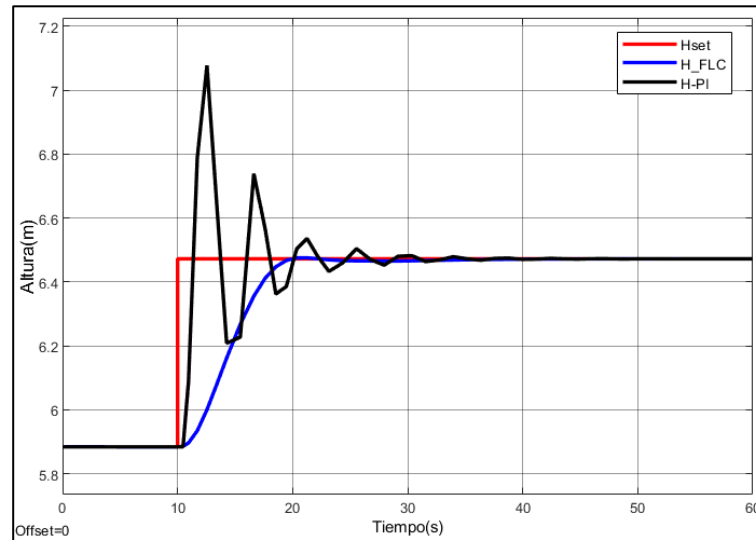
El controlador PI exhibe un tiempo de levantamiento reducido asociado a la agresividad inherente de la sintonización; sin embargo, esta rapidez se acompaña de un comportamiento subamortiguado, con un sobrepaso de 2.6 °C respecto al setpoint y múltiples oscilaciones antes de estabilizarse alrededor de los 30 s, mientras que el FLC presenta una respuesta amortiguada,

incrementando la temperatura de forma gradual hasta estabilizarse en la nueva referencia a los 35 s, aproximadamente. Aunque el FLC arroja un mayor tiempo de estabilización, elimina las oscilaciones transitorias y evita exceder la referencia de temperatura durante el proceso de regulación. Esta característica resulta especialmente relevante, pues minimiza las fluctuaciones de temperatura sobre el producto y evita esfuerzos innecesarios sobre las válvulas y los sistemas de calentamiento asociados al proceso, privilegiando la estabilidad operativa.

La Figura 19 muestra las diferencias entre ambas estrategias de control para un cambio escalón del 10 % en la referencia de nivel. El controlador PI presenta una respuesta subamortiguada, con un sobrepaso aproximado de 0.61 m respecto al *setpoint*, logrando alcanzar el estado estacionario a los 35 s. Por su parte, el controlador difuso desarrolla una respuesta amortiguada sin sobrepaso, mostrando un movimiento suave de válvula hasta estabilizarse en la nueva referencia en, aproximadamente, 20 s. Adicionalmente, el esquema PI descentralizado requiere simplificar el sistema multivariable mediante el desacoplamiento de las funciones de transferencia dominantes y la omisión de las interacciones cruzadas del proceso para permitir su diseño e implementación. Por el contrario, el controlador difuso opera directamente sobre la dinámica completa del tanque de mezclado y demuestra una mayor capacidad para adaptarse a las interacciones inherentes del sistema sin recurrir a dichas simplificaciones. En el contexto del proceso de mezclado, el FLC favorece una regulación más suave y estable de las variables operativas.

Figura 19.

Comparación FLC vs feedback ante un cambio del 10 % en el setpoint de nivel.

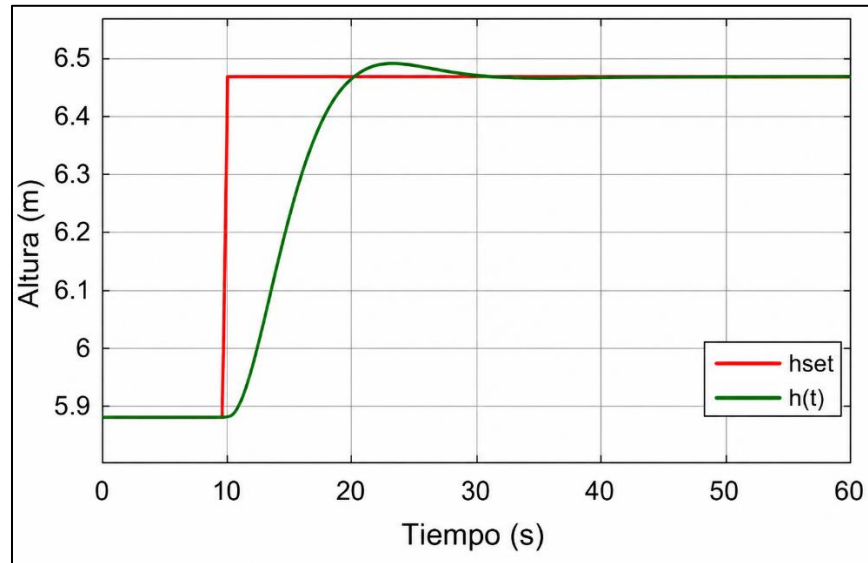


5.5. FLC vs DMC

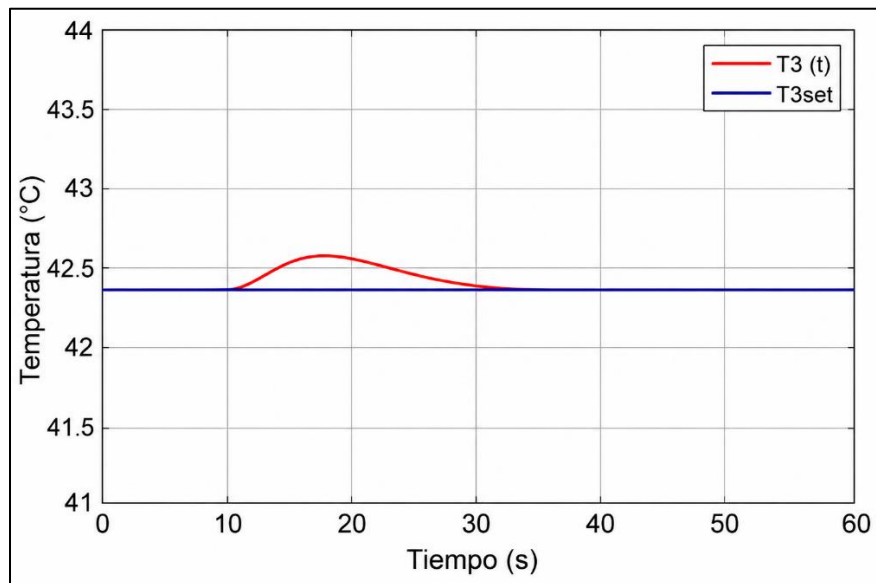
En su trabajo, Bautista & Velasco, (2024) diseñaron un controlador predictivo multivariable DMC con un tiempo de muestreo de 0.5 s, un horizonte de predicción de 114, un horizonte de control de 24 y factores de ponderación λ_1 y λ_2 iguales a 7.5, parámetros que fueron empleados para la presente comparación. Las figuras 20 y 21 presentan, respectivamente, la respuesta obtenida por el DMC ante cambios tipo escalón del 10 % en las referencias del nivel y la temperatura.

Figura 20.

Respuesta del controlador DMC ante un cambio del 10 % en el setpoint de nivel.



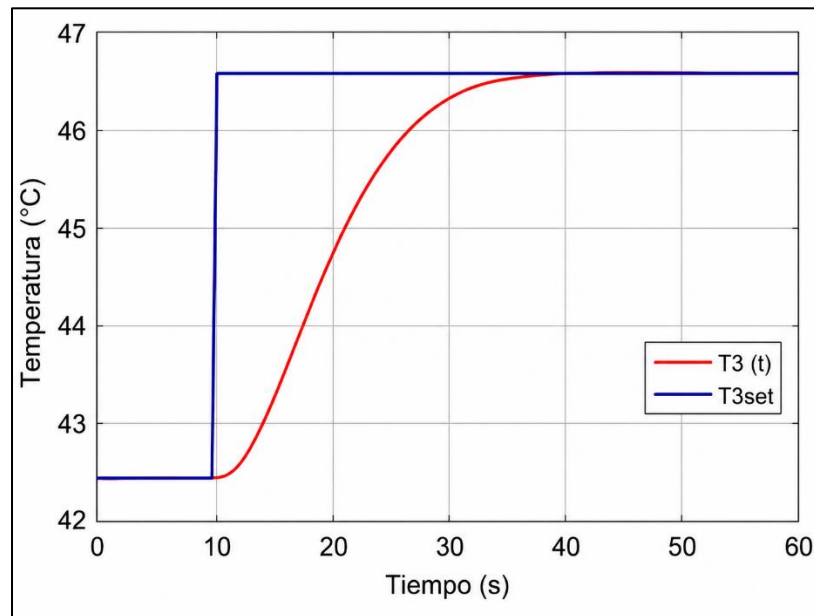
a) Nivel



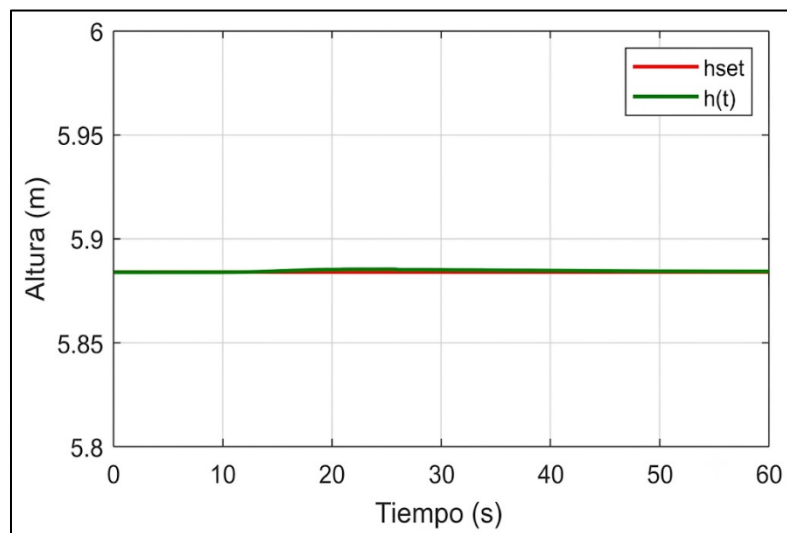
b) Temperatura

Figura 21.

Respuesta del controlador DMC ante un cambio del 10 % en el setpoint de temperatura.



a) Temperatura



b) Nivel

La comparación entre los resultados del controlador DMC y los obtenidos con el controlador difuso (figuras 15 y 16) evidencia un desempeño superior de la estrategia predictiva multivariable. Las dos arquitecturas logran alcanzar los respectivos *setpoints* sin error en estado estacionario y con respuestas completamente estables, demostrando que el FLC constituye también una alternativa viable y robusta. No obstante, el DMC consigue un desacoplamiento más efectivo entre las variables del proceso y un rechazo superior de las perturbaciones cruzadas. Durante el escalón aplicado a la temperatura, el DMC mantiene el nivel prácticamente inalterado, mientras que el FLC presenta una desviación transitoria máxima de, aproximadamente, 0.034 m, logrando rechazar la perturbación y retornar al estado estacionario a los 40 s. De manera análoga, ante el cambio en la referencia del nivel, el cambio en la temperatura es menor con el controlador predictivo; esto se debe a que el DMC utiliza un modelo matemático para anticipar el comportamiento futuro del sistema y desacoplar los lazos.

El FLC presenta un menor rendimiento porque su arquitectura actual es reactiva; es decir, la acción de control se calcula únicamente a partir del error y su variación instantánea. En consecuencia, el controlador responde cuando la desviación ya se ha producido, sin capacidad para anticipar la dinámica del proceso o las interacciones cruzadas. Si bien el diseño FLC propuesto con dos conjuntos de reglas independientes en paralelo reduce la complejidad computacional, para superar la limitación mencionada y mejorar su desempeño sería necesario incorporar explícitamente reglas cruzadas entre nivel y temperatura, lo cual permitiría anticipar el efecto conjunto de las válvulas y lograr respuestas más rápidas con mayor rechazo de las perturbaciones cruzadas.

6. Conclusiones

Se diseñó e implementó satisfactoriamente un Controlador Lógico Difuso para el control simultáneo de temperatura y nivel en un tanque de mezclado, empleando el entorno MATLAB/Simulink como herramienta computacional. La arquitectura propuesta, basada en cuatro variables de entrada, dos variables de salida y una base de conocimiento construida a partir de reglas de inferencia, permitió representar el comportamiento del proceso y establecer una estrategia capaz de actuar sobre las variables controladas de manera coordinada.

Durante el proceso de diseño se identificó que la definición adecuada de los universos de discurso constituye uno de los aspectos más importantes en la sintonización de controladores difusos. Se evidenció que el empleo de rangos normalizados por defecto no permite representar correctamente la dinámica física del sistema, mientras que la selección de intervalos fundamentados en la magnitud real de las señales de error y en las características dinámicas del proceso conduce a respuestas estables, además de un desempeño significativamente superior del controlador. Los resultados obtenidos demostraron que el FLC compensa las interacciones cruzadas inherentes a la naturaleza multivariable del sistema. Ante cambios en las referencias de operación, el controlador mantuvo la estabilidad del proceso y logró la convergencia hacia los respectivos puntos de operación sin presentar error en estado estable.

Finalmente, la comparación con otras estrategias de control permitió establecer que el FLC presenta un desempeño superior a un esquema *feedback* descentralizado. Mientras un controlador PI requiere desacoplar el sistema y simplificar las interacciones multivariadas mediante modelos independientes para cada lazo de control, el FLC es capaz de operar directamente sobre la dinámica

completa del tanque de mezclado y adaptarse a las perturbaciones cruzadas. Respecto a un controlador predictivo multivariable, aunque el DMC exhibe un desacoplamiento más eficiente y un rechazo de perturbaciones cruzadas más efectivo, el FLC alcanzó un comportamiento robusto y competitivo sin requerir el desarrollo de modelos predictivos explícitos del proceso. Esto demuestra que la lógica difusa constituye una alternativa viable para el control de sistemas multivariables en ingeniería química, especialmente en aplicaciones donde la obtención de modelos matemáticos precisos resulta compleja o costosa.

7. Recomendaciones

Se recomienda profundizar en el desarrollo de estrategias de inferencia difusa que incorporen explícitamente la interacción entre las variables de nivel y temperatura dentro de la base de reglas del controlador MIMO. En el presente trabajo, la arquitectura difusa fue implementada mediante dos conjuntos de reglas independientes operando en paralelo, lo que permitió simplificar el diseño y reducir considerablemente la complejidad computacional. Sin embargo, la inclusión de reglas cruzadas entre ambos lazos podría permitir al controlador anticipar de manera más efectiva el comportamiento conjunto de las válvulas y de las variables del proceso, favoreciendo respuestas más rápidas y un rechazo superior de las perturbaciones cruzadas inherentes al sistema.

También se recomienda profundizar en metodologías sistemáticas para la sintonización de controladores difusos, especialmente en lo relacionado con la definición de universos de discurso, funciones de pertenencia y escalamiento de variables. Dado que la parametrización del presente trabajo se realizó mediante criterios empíricos y procedimientos de ensayo y error, la incorporación de técnicas de optimización o ajuste automático podría contribuir a reducir la subjetividad del diseño y mejorar la reproducibilidad y el desempeño del controlador.

Referencias Bibliográficas

- Abuhussain, M. A., Alotaibi, B. S., Aliero, M. S., Asif, M., Alshenaifi, M. A., & Dodo, Y. A. (2023). Adaptive HVAC system based on fuzzy controller approach. *Applied Sciences*, *13*(20), 11354.
- Ahmed, A. H., Yahya, A. S., & Ali, A. J. (2024). Speed control for linear induction motor based on intelligent PI-Fuzzy logic. *Journal of Robotics and Control (JRC)*, *5*(5), 1470-1478.
- Alcalá, D. A., & Suárez, C. M. (2023). DISEÑO Y SIMULACIÓN DE UN SISTEMA DE CONTROL PREDICTIVO TIPO DMC (DYNAMIC MATRIX CONTROL). <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/15410>
- Al-Mallah, M., Ali, M., & Al-Khawaldeh, M. (2022). Obstacles avoidance for mobile robot using type-2 fuzzy logic controller. *Robotics*, *11*(6), 130.
- Bautista, L., & Velasco, G. (2024). *DISEÑO Y SIMULACIÓN DE UN SISTEMA DE CONTROL DE MATRIZ DINÁMICA MULTIVARIABLE*. <https://noesis.uis.edu.co/entities/publication/67955758-366a-4d89-9fb4-d431988e31e3>
- Castaño, S. A. G., Gómez, D. S. H., & Blandón, J. H. G. (2013). *Control y monitoreo de temperatura para un horno de curado de prendas índigo utilizando lógica difusa y controles pi*. <https://revistas.elpoli.edu.co/index.php/pol/article/view/342>
- Castaño, S. A. G. (2021). *Control Difuso Mamdani en Simulink (Fuzzy Control System)* [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=j85ubPgo6rI>

- Castillo, L., & Guerrero, C. (2017). Proposición y análisis de un esquema de control DMC para una torre de destilación de crudos industrial. Universidad Industrial de Santander.
- Cuji, C., & Mediavilla, E. (2022). Controlador Difuso Para Gestión De La Energía En Un Proceso De Transición De Central De Generación Térmica A Renovables. *Revista Técnica energía*, 18(2), 61-73.
- Farah, N., Talib, M. H. N., Ibrahim, Z., Abdullah, Q., Aydoğdu, Ö., Mat Lazi, J., & Isa, Z. (2019). A novel self-tuning fuzzy logic controller based induction motor drive system: An experimental approach. *IEEE Access*, 7, 113701–113715.
- Gu, X., Yu, Y., Li, Y., Li, J., Askari, M., & Samali, B. (2019). Experimental study of semi-active magnetorheological elastomer base isolation system using optimal neuro fuzzy logic control. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 119, 380-398.
- Hamza, M. F., Yap, H. J., & Choudhury, I. A. (2017). Recent advances on the use of meta-heuristic optimization algorithms to optimize the type-2 fuzzy logic systems in intelligent control. *Neural Computing and Applications*, 28(5), 979-999.
- Khan, N., Elizondo, D. A., Deka, L., & Molina-Cabello, M. A. (2021). Fuzzy logic applied to system monitors. *IEEE Access*, 9, 56523-56538.
- Lotfy, A., Kaveh, M., Mosavi, M.R. *et al.* An enhanced fuzzy controller based on improved genetic algorithm for speed control of DC motors. *Analog Integr Circ Sig Process* 105, 141–155 (2020).
- MathWorks. (s.f.). Fuzzy Logic Toolbox User's Guide. Recuperado de Sitio web de MathWorks.

- Moreno, L., Garrido, S., & Copaci, D. (2019). *Diseño de Controladores Fuzzy*.
https://ocw.uc3m.es/pluginfile.php/143/mod_page/content/24/Dise%C3%B1o%20de%20Controladores%20Fuzzy%20L4.pdf
- Miron, A., Cziker, A. C., & Beleiu, H. G. (2024). Fuzzy control systems for power quality improvement—A systematic review exploring their efficacy and efficiency. *Applied Sciences*, 14(11), 4468.
- Nguyen, V. K., Tran, V. K., Pham, H., Nguyen, H. D., & Nguyen, C. N. (2024). Design and Implementation of Fuzzy-based Fine-tuning PID Controller for Programmable Logic Controller. *International Journal of Integrated Engineering*, 16(5), 359-372.
- Ortiz-Mata, J., Saquinaula-Brito, J. L., & León-Batallas, A. (2023). Modelo matemático por identificación paramétrica y diseño de controlador difuso en la sección de enfriamiento de una planta de calentamiento-enfriamiento de fluidos. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 31, 0-0.
- Sakalli, A., Kumbasar, T., & Mendel, J. M. (2021). *Towards systematic design of general type-2 fuzzy logic controllers: Analysis, interpretation, and tuning*. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 29(2), 226–239. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2020.3016034>
- Smith, C. A., & Corripio, A. B. (2016). *Control automático de procesos: Teoría y práctica* (Segunda edición). Limusa.
- Ulutas, A., Altas, I. H., Onen, A., & Ustun, T. S. (2020). Neuro-fuzzy-based model predictive energy management for grid connected microgrids. *Electronics*, 9(6), 900.

- Velilla-Díaz, W., Barrios, J. M., Villegas, J. F., & Palencia-Díaz, A. (2024). Advanced Control Strategies for Cleaner Energy Conversion in Biomass Gasification. *Sustainability*, 16(23), 10691.
- Vivius, A. A. G., & Sanjuán, M. (2006). Ecuaciones de sintonización para controladores difusos basadas en modelos de primer orden más tiempo muerto. *Ingeniería y Desarrollo*, (19), 74-87.
- Wang, X., Fu, M., Ma, H., & Yang, Y. (2015). Lateral control of autonomous vehicles based on fuzzy logic. *Control engineering practice*, 34, 1–17.

Apéndices

Apéndice A.

Condiciones de operación para el caso de estudio

Parámetro	Valor en estado estacionario	Unidades
F_1	0.8	m^3/s
F_2	1.1	m^3/s
F	1.9	m^3/s
T_1	80	$^{\circ}C$
T_2	15	$^{\circ}C$
T	42.37	$^{\circ}C$
ρ	1000	kg/m^3
V	10	m^3
C_v	1	$kcal$
		$\frac{kg^{\circ}C}{kg^{\circ}C}$
C_p	1	$kcal$
		$\frac{kg^{\circ}C}{kg^{\circ}C}$
CV	0.783	$m^3/m^{0.5}$
τ_{v1}	0.5	s
τ_{v2}	0.5	s
K_{v1}	0.016	$\frac{m^3/s}{m^3/s}$
		$\frac{\%CO}{m^3/s}$
K_{v2}	0.016	$\frac{\%CO}{m^3/s}$
		$\frac{\%CO}{\%TO}$
K_T sensor T	1.538	$\frac{^{\circ}C}{^{\circ}C}$
τ_T sensor T	0.5	s
K_T sensor h	33.99	$\frac{\%TO}{m}$