

COMPENSACIÓN NEURONAL EN CONTROLADOR PID OPTIMIZADO PARA LA SÍNTESIS DE ETILENGLICOL: ESTUDIO NUMÉRICO

A.E. Rodríguez-Mata¹, J.A. Medrano- Hermsillo¹, O. Beltrán-Gómez¹, V.A. Gonzalez-Huitron², J. L. Sánchez-Cuevas³ y Martha Ruiz M.¹

¹Tecnológico Nacional de México / I.T. Chihuahua

²Tecnológico Nacional de México / I.T. Querétaro

³Tecnológico Nacional de México / I.T. Saltillo

*Autor correspondiente: jesus.mh@chihuahua.tecnm.mx

RESUMEN.

El presente estudio describe el diseño de control robusto cuyo propósito es optimizar la producción de etilenglicol en un reactor batch. La propuesta plantea la integración de un controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) con una red neuronal para la estimación y compensación de perturbaciones. Para ello, se utilizó un modelado del reactor para simular el proceso de síntesis y desarrollar el controlador correspondiente. La red neuronal fue entrenada con backpropagation y permite una estimación precisa de las perturbaciones, lo que contribuye a mejorar la estabilidad y eficiencia del proceso. Los resultados de las simulaciones muestran que el controlador propuesto logra mantener la síntesis de etilenglicol dentro de los límites deseados, incluso ante perturbaciones significativas, evidenciando una mayor estabilidad y eficiencia en comparación con el controlador PID convencional.

Palabras Clave: control robusto, síntesis de etilenglicol, reactor químico, control avanzado, modelado matemático.

ABSTRACT.

In this study a robust control design is presented with the objective of improving the production of ethylene glycol in a batch reactor. The proposal consists of the combination of a Proportional-Integral-Derivative (PID) controller with a neural network for the estimation and compensation of disturbances. For this purpose, a mathematical model of the reactor was used to simulate the synthesis process and develop the controller. The neural network, which was trained by means of backpropagation, allows an accurate estimation of the disturbances, which contributes to improve the stability and efficiency of the process. The results of the simulations indicate that the proposed controller manages to maintain the ethylene glycol synthesis within the desired limits, even in the face of significant disturbances, demonstrating greater stability and efficiency compared to the conventional PID.

Keywords: robust control, ethylene glycol synthesis, chemical reactor, advanced control, mathematical modeling.

1. INTRODUCCIÓN

El etilenglicol es un líquido sintético inodoro pero con sabor dulce, que presenta afinidad por el agua. Su principal aplicación se encuentra en la elaboración de soluciones anticongelantes para vehículos, aeronaves y embarcaciones. Además, se utiliza en líquidos para sistemas de frenos hidráulicos y en tintas empleadas

en almohadillas para sellos, bolígrafos e impresiones. El proceso químico de síntesis del etilenglicol a partir de etileno. [1].

El control preciso de las condiciones de reacción, como la temperatura, la presión y la concentración de los reactivos, es un desafío clave en la síntesis de etilenglicol. Las variaciones en estas condiciones pueden impactar la velocidad de reacción y la calidad del producto final. Por consiguiente, se requiere desarrollar un sistema de control robusto capaz de gestionar eficazmente las perturbaciones y variaciones en las condiciones de operación. Diversos estudios abordan el reto del control preciso en la síntesis de etilenglicol. En trabajos como en [2] se destaca la importancia de los sistemas de seguridad y control predictivo para gestionar las variaciones en las condiciones de funcionamiento. Trabajos recientes como los propuestos en [3, 4] se centran en la conversión catalítica de recursos renovables y la síntesis ambiental de etilenglicol, respectivamente, destacando el papel de los catalizadores de cobalto y el ácido tungstico. Trabajos muy sobresalientes como [5] profundizan en la síntesis del carbonato de glicerol y la polimerización del etileno, respectivamente, destacando el impacto de la concentración del catalizador, la relación molar de los reactivos y la temperatura. Trabajos mostrados por los grupos de investigación de [6] exploran el diseño y control de procesos de separación energéticamente eficientes y la aplicación de algoritmos de redes neuronales en la destilación del etileno, respectivamente. En conjunto, estos estudios subrayan la necesidad de sistemas de control robustos para gestionar las variaciones en las condiciones de funcionamiento y garantizar la eficiencia y la seguridad de la síntesis de etilenglicol. En primer lugar. Se ha investigado el empleo de catalizadores en la producción directa de etilenglicol a partir de syngas y etileno, respectivamente [7]. Estas investigaciones resaltan de manera conjunta la diversidad de materias primas y catalizadores con potencial para la síntesis de etilenglicol.

El controlador PID tradicional se utiliza ampliamente en procesos industriales debido a su simplicidad y fiabilidad [8]. Sin embargo, su eficacia es limitada en sistemas no lineales y variables en el tiempo, como la producción de etilenglicol en un reactor discontinuo. Un control PID descentralizado con estructura de desacoplamiento invertida es una propuesta para mejorar el rendimiento en el PID clásico. La integración de redes neuronales con controladores PID se ha explorado en varios estudios, demostrando su potencial para mejorar el rendimiento del sistema de control. En trabajos como [9, 10] destacan la capacidad de las redes neuronales para mejorar la robustez y el rendimiento de los controladores PID, especialmente en presencia de perturbaciones. Otros trabajos como [11] destacan además el papel de las redes neuronales en la adaptación a procesos no lineales y variables en el tiempo; el primero propone un esquema de control PID mejorado y el segundo analiza el uso de redes neuronales para un auto ajuste rápido y preciso. Parlos (2001) y Luoren (2011) proponen métodos para integrar redes neuronales con controladores PID; el primero utiliza una red neuronal recurrente para el control predictivo y el segundo presenta un algoritmo de control PID mejorado basado en una red neuronal. El método sugerido de integrar una red neural con un controlador PID aprovecha las ventajas de ambas metodologías. El controlador PID establece un enfoque de control robusto, mientras que la red neural aborda sus limitaciones ajustándose a las perturbaciones y no linealidades. Este sistema de control combinado mejora la estabilidad y la eficacia del proceso de producción de etileno glicol y garantiza una calidad superior del producto manteniendo las condiciones de reacción óptimas. A través del análisis numérico, resulta evidente que este enfoque de control amalgamizado supera a los controladores PID convencionales, presentando un fuerte ejemplo para su aplicación en procesos químicos complejos que requieren resiliencia y flexibilidad.

La contribución principal de este estudio reside en el desarrollo y aplicación de una estrategia de control robusta que combina un controlador PID convencional con una red neural para optimizar la producción de etileno glicol en un reactor de lotes. El artículo está organizado para ofrecer un análisis detallado del enfoque de control propuesto y su utilización en la producción de etilenglicol. La introducción aborda las razones del estudio y la importancia de mejorar las metodologías de control en las operaciones químicas. A continuación, la Sección II presenta la base teórica que abarca definiciones y principios clave relativos a los controladores de PID y las redes neuronales. La sección III delinea la representación matemática del reactor en serie y la formulación del problema. Posteriormente, la Sección IV explica el desarrollo y ejecución del enfoque de control híbrido, detallando

la fusión de la red neural con el controlador PID. La sección V aborda el establecimiento de la simulación numérica, que abarca la configuración del entorno de simulación y los parámetros empleados. El análisis y el debate de los resultados de la simulación se presentan en la Sección VI. Por último, la Sección VII ofrece una conclusión al documento, resumiendo los hallazgos y proponiendo vías potenciales para la investigación futura.

2. MODELO MATEMÁTICO Y PROBLEMÁTICA

Un modelo matemático del reactor químico del proceso de síntesis de etilenglicol incluye ecuaciones de balance de masa y energía, y cinemáticas de reacción para los componentes. Se modela la dinámica de un reactor continuo a partir de ecuaciones diferenciales basadas en balances de masa y energía, considerando etapas de calentamiento, llenado de la chaqueta y enfriamiento, donde ocurre la reacción exotérmica y se forma el producto deseado, asumiendo hipótesis para obtener las ecuaciones. Sin pérdida de calor al exterior, el volumen de la chaqueta es constante durante las fases de calentamiento y enfriamiento. En trabajos como Pio (2020) explora la optimización de la producción de óxido de etileno, y Siddikov (2024) sintetiza algoritmos de control para un reactor químico. Estos estudios contribuyen colectivamente a una comprensión global de la modelización matemática de los reactores químicos. Con lo que se propone el siguiente sistema de ecuaciones diferenciales altamente no lineales.

$$\frac{dC_A(t)}{dt} = -v_a K_A \cdot C_A(t) \cdot C_B(t) \quad K_A = A_A e^{-\frac{E_A}{RT(t)}} \quad (1)$$

$$\frac{dC_B(t)}{dt} = -v_b K_B \cdot C_A(t) \cdot C_B(t) \quad K_B = A_B e^{-\frac{E_B}{RT(t)}}$$

$$\rho \cdot V \cdot C_p \frac{dT}{dt} = -\Delta H_r \cdot V \cdot K \cdot C_A \cdot C_B + h_i \cdot A_i \cdot (T_M - T)$$

$$\rho_m V_m C_{pm} \frac{dT_m}{dt} = h_i \cdot A_i (T - T_m) - h_o \cdot A_o (T_m - T)$$

$$\rho_j \cdot V_j \cdot C_j \frac{dT_j}{dt} = F_w \cdot \rho_j \cdot C_j \cdot (T_{jo} - T_j) + h_o \cdot A_o \cdot (T_m - T_j)$$

Donde la descripción general de los parámetros son los siguientes:

- $C_A(t)$ y $C_B(t)$ son las concentraciones de los reactivos A y B en el tiempo t, respectivamente.
- k es la constante de velocidad de reacción, la cual se considera constante debido a la temperatura regulada.
- Q_1 es la tasa de flujo volumétrico de entrada.
- V es el volumen constante del reactor.
- $C_{A,in}$ y $C_{B,in}$ son las concentraciones de entrada de los reactivos A y B.
- ρ_m y ρ_j son las densidades de la masa de reacción y del fluido de la chaqueta, respectivamente.

- V_m y V_j son los volúmenes de la masa de reacción y del fluido de la chaqueta, respectivamente.
 - C_{pm} y C_{pj} son las capacidades caloríficas de la masa de reacción y del fluido de la chaqueta, respectivamente.
 - T , T_m , y T_j son las temperaturas del reactor, de la masa de reacción y del fluido de la chaqueta, respectivamente.
 - h_i y h_o son los coeficientes de transferencia de calor internos y externos, respectivamente.
 - A_i y A_o son las áreas de transferencia de calor internas y externas, respectivamente.
- F_w es la tasa de flujo de masa del fluido de la chaqueta.

La ecuación de balance energético es un componente crucial en el análisis dinámico del proceso de síntesis de etilenglicol, ya que garantiza la estabilidad y la eficiencia [12]. Sin embargo, la temperatura del reactor se considera controlada y constante, lo que simplifica el modelo matemático y facilita el control efectivo de las concentraciones de reactivos [12]. En presencia de un controlador de temperatura de tipo PI y la propuesta de una nueva señal de control $u_1(t)$, el modelo matemático del reactor se simplifica significativamente, facilitando el análisis y diseño de estrategias de control para la síntesis de etilenglicol.

2.1. REDUCCIÓN DEL MODELO

Proponiendo que las concentraciones C_A y C_B son iguales ($C_A = C_B = x$), y considerando que pueden aparecer perturbaciones en el parámetro cinético k , donde $k = k(t) + \delta$, se puede reducir el sistema a una sola ecuación diferencial que describe el sistema completo. La perturbación δ depende de las consideraciones o cambios repentinos del sistema, y se pide que sea acotada y que sea una función de tipo Lipschitz, es decir, que no crezca más rápido que la velocidad de consumo de A y B. Asumiendo que $dC_A = dx$ y que $C_A = x(\text{etileno})$, la ecuación no lineal reducida diferencial que describe el sistema es:

$$\frac{dx(t)}{dt} = -kx(t)^2 + \delta(t)x(t) + \underbrace{\frac{Q_1}{V}}_{u_1(t)} (C_{in} - x(t)) \quad (2)$$

Donde:

- $x(t)$ es la concentración de los reactivos A y B en el tiempo t .
- K es la constante de velocidad de reacción (considerada constante debido a la temperatura regulada).
- $\delta(t)$ es la perturbación en el parámetro cinético, acotada y de tipo Lipschitz.
- Q_1 es la tasa de flujo volumétrico de entrada.
- V es el volumen constante del reactor.
- C_{in} es la concentración de entrada de los reactivos (asumiendo $C_{A,in} = C_{B,in} = C_{in}$).
- $u_1(t)$ variable de control.

Esta reducción simplifica significativamente el análisis del sistema, permitiendo un enfoque más directo en el control de la concentración de los reactivos, considerando las perturbaciones

acotadas en el parámetro cinético. La función $\delta(t)$ representa las perturbaciones que pueden afectar el proceso, y su acotamiento asegura que no crezca más rápido que la velocidad de consumo de los reactivos. En la síntesis de etilenglicol, uno de los principales desafíos es manejar las perturbaciones inesperadas que pueden afectar las condiciones del reactor. Estas perturbaciones pueden reflejarse en la aparición de $\delta(t)$, una variación temporal que altera el parámetro cinético k . Supongamos que el parámetro cinético puede ser descrito como $k = k^- + \delta(t)$, donde $\delta(t)$ es una función de perturbación dependiente del tiempo. La dinámica del sistema es la siguiente:

$$\frac{dx(t)}{dt} = -kx(t)^2 + \delta(t)x(t) + u_1(t) (C_{in} - x(t)) \quad (3)$$

Es relevante destacar que la señal de control $u_1(t)$ debe cumplir con restricciones de positividad y saturación, específicamente, $0 < u_1(t) < U_{max}$.

3. DISEÑO DE UN CONTROLADOR PID CON ESTIMACIÓN DE PERTURBACIONES MEDIANTE RED NEURONAL

Con el fin de mantener la concentración $x(t)$ cercana al valor de referencia x_{ref} y contrarrestar las perturbaciones $\delta(t)$, se sugiere la implementación de un controlador combinado que integra un controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) y una red neuronal encargada de estimar $\delta(t)$. Esta estrategia posibilita una regulación precisa y resistente del sistema. El controlador PID ajusta la señal de control $u_1(t)$ basada en la diferencia entre la concentración actual $x(t)$ y la concentración de referencia x_{ref} . La ecuación del controlador PID es:

$$u_{PID}(t) = K_p (x_{ref} - x(t)) + K_i \int_0^t (x_{ref} - x(\tau)) d\tau + K_d \frac{d}{dt} (x_{ref} - x(t)) \quad (4)$$

Donde:

- K_p es la ganancia proporcional.
- K_i es la ganancia integral.
- K_d es la ganancia derivativa.
- x_{ref} es la concentración de referencia deseada de los reactivos.
- $e = x_{ref} - x(t)$ es la error de seguimiento.

Para estimar la perturbación $\delta(t)$, utilizamos una red neuronal de tres neuronas en una sola capa. La red neuronal se entrena utilizando un método de aprendizaje basado en el gradiente, conocido como backpropagation. La salida de la red neuronal, $\hat{\delta}(t)$, se suma a la señal de control PID para ajustar la tasa de dilución $u_1(t)$. La ecuación de control se modifica como sigue:

$$u(t) = u_{PID}(t) + \hat{\delta}(t) \quad (5)$$

Donde:

- $u(t)$ es la señal de control total.
- $\hat{\delta}(t)$ es la estimación de la perturbación proporcionada por la red neuronal.

En este trabajo se profundiza brevemente en el diseño y la implementación de una red neuronal que se utiliza en conjunto con un controlador PID con el objetivo de mejorar el control del proceso de síntesis de etilenoglicol. La red neuronal utilizada para estimar $\hat{\delta}(t)$ tiene la siguiente estructura:

- Entrada: La concentración de los reactivos $x(t)$.
- Capa oculta: Una capa con tres neuronas.
- Salida: La estimación de la perturbación $\hat{\delta}(t)$.

La red neuronal se define matemáticamente como:

$$\hat{\delta}(t) = f(W \cdot x(t) + b) \quad (6)$$

Con

$$\frac{dW}{dt} = -\eta \frac{\partial e(t)}{\partial W} \quad (7)$$

$$\frac{d\hat{\delta}(t)}{dt} = \eta \frac{\partial e(t)}{\partial b} \quad (8)$$

Donde:

- W es la matriz de pesos de la red neuronal.
- b es el vector de sesgos.
- f es la función de activación de las neuronas, que puede ser una función continua como la sigmoide o la ReLU.

Diversos estudios han propuesto modificaciones del algoritmo de retropropagación para mejorar su eficiencia y velocidad de convergencia. En trabajos como [13] introdujo un método de entrenamiento de retropropagación modificado y otro basado en el gradiente en dos pasos, respectivamente, y ambos superaron a otros métodos de entrenamiento. Este me todo ajusta los pesos y sesgos de la red neuronal para minimizar el error entre la perturbación real $\delta(t)$ y la estimación $\hat{\delta}(t)$. El algoritmo de backpropagation se puede describir en los siguientes pasos:

$$W \leftarrow W - \eta \frac{\partial e(t)}{\partial W} \quad (9)$$

$$b \leftarrow b - \eta \frac{\partial e(t)}{\partial b} \quad (10)$$

Donde η es la tasa de aprendizaje. La implementación del controlador combinado implica la suma de la salida del controlador proporcional integral derivativo (PID) y la estimación de la perturbación proporcionada por la red neuronal. La señal total de control $u(t)$ se utiliza para regular la tasa de dilución $u_I(t)$ con el fin de mantener la concentración de los reactivos $x(t)$ cercana al valor de referencia x_{ref} . Es relevante destacar que la señal de

control $u_I(t)$ estará restringida por condiciones de positividad y saturación, específicamente, $0 < u_I(t) < U_{max}$. Estas restricciones garantizan que la tasa de dilución permanezca en un intervalo operativo viable, previniendo valores negativos o excesivamente elevados que pudieran poner en riesgo la estabilidad del sistema.

Teorema Principal Sea el sistema descrito por la ecuación diferencial no lineal con la señal de control combinada $u(t) = u_{PID}(t) + \hat{\delta}(t)$. Supongamos que:

- La perturbación $\delta(t)$ es acotada y de tipo Lipschitz.
- La red neuronal es capaz de aproximar la perturbación $\delta(t)$ con un error de estimación $\varepsilon(t)$ tal que $|\varepsilon(t)| \leq \varepsilon_{max}$, donde ε_{max} es una constante positiva.
- Los parámetros del controlador PID: K_p , K_i , y K_d son elegidos adecuadamente según un análisis de desigualdades matriciales.
- Existe una constante máxima de error de estimación de la red neuronal tal que $|\gamma(\tau)| \leq \gamma_{max} > 0$.
- x_{ref} es la dinámica de reactivo óptima para la producción del nuestro producto

Entonces, el sistema cerrado tiene la propiedad de estabilidad última acotada, es decir, existe una cota ε_{final} tal que para cualquier perturbación $\delta(t)$, el error de seguimiento $e(t) = x_{ref} - x(t)$.

Prueba: Consideremos la dinámica del sistema controlado con la señal de control combinada $u(t)$:

(11)

$$\frac{dx(t)}{dt} = -kx(t)^2 + (\delta(t) - \hat{\delta}(t))x(t) + u_{PID}(t)(C_{in} - x(t))$$

Definamos el error de estimación de la red neuronal como $\varepsilon(t) = \delta(t) - \hat{\delta}(t)$ dado en la red neuronal converge a la largo de un tiempo $0 < \tau < \infty$ por lo tanto existe una función $\lim(\gamma(\tau)) = 0$, por tanto $\varepsilon(t) = \delta(t) - \hat{\delta}(t) = \gamma(\tau)$ por lo que $t \rightarrow \tau \forall t = \tau \rightarrow |\gamma(\tau)| \leq \gamma_{max} > 0$. Dado que la red neuronal converge $\varepsilon(t) = \gamma(\tau)$. La ecuación del sistema se convierte en:

(12)

$$\frac{dx(t)}{dt} = -kx(t)^2 + (\delta(t) - \hat{\delta}(t))x(t) + u_{PID}(t)(C_{in} - x(t)) + \gamma(\tau)x(t) + (\tau)$$

$$\begin{aligned} \frac{dx(t)}{dt} &= -kx(t)^2 + (-K_p e - K_i \int e dt \\ &\quad - K_d \frac{de}{dt})(C_{in} - \underbrace{x(t)}_{x(t)=e-x_{ref}}) + \gamma(\tau) \underbrace{x(t)} \\ \frac{dx(t)}{dt} &= -kx(t)^2 + (-K_p e - K_i \int e dt \\ &\quad - K_d \frac{de}{dt})(C_{in} - e - x_{ref}) \\ &\quad + \gamma(\tau)(e - x_{ref}) \end{aligned}$$

Si proponemos que $C_{in} - x_{ref} = \beta$

$$\begin{aligned} &= -kx(t)^2 - k_p \beta e - k_i \beta \int e dt - k_d \beta \frac{de}{dt} \\ &= -k_p \beta e^2 - k_i \beta e (\beta - e) \int e dt - k_d \beta e \frac{de}{dt} + e - k_{ref} \end{aligned}$$

Consideremos una función de Lyapunov candidata:

$$V(e) = \frac{1}{2} e^2 \quad (14)$$

Donde $e(t) = x_{ref} - x(t)$ es el error de seguimiento.

Derivando $V(e)$ respecto al tiempo, obtenemos:

$$\begin{aligned} \frac{dV(e)}{dt} &= e \frac{de}{dt} = e(t) \left(-\frac{dx(t)}{dt} \right) \\ &= (-ke(e - x_{ref})^2 - K_p \beta e^2 \\ &\quad - K_i \beta e \int e dt - K_d \beta e \frac{de}{dt}) \\ &= -ke^2 + kx_{ref}^2 - K_p \beta e^2 - K_i \beta e \int e dt \\ &\quad - K_d \beta e \frac{de}{dt} \\ &= -K_p \beta e^3 - K_i \beta e^2 \int e dt - K_d \beta e^2 \frac{de}{dt} \\ &\quad + \gamma(\tau)e(e - x_{ref}) \end{aligned}$$

Se propone que la convergencia del error es asintótico $\frac{de}{dt} \leq -|e|$ por tanto si además se mayoriza todos los términos, y reduciendo términos

(16)

$$\begin{aligned} \frac{dV(e)}{dt} &\leq -k|e|^2 - K_p \beta |e|^2 - K_i \beta |e|^2 \\ &\quad - K_d K_p \beta |e|^2 + k|x_{ref}|^2 \\ &\quad - K_p \beta |e|^3 - K_i \beta |e|^3 - K_d \beta |e|^3 \\ &\quad + |\gamma(\tau)||e|^2 - |\gamma(\tau)||x_{ref}| \end{aligned}$$

Acotando la función de residuo del red neuronal $|\gamma(\tau)| \leq \gamma_{max}$

(17)

$$\begin{aligned} \frac{dV(e)}{dt} &\leq -|e|(-k|e| - \underbrace{K_p \beta}_{\delta_1}|e| - \underbrace{K_i \beta}_{\delta_2}|e| \\ &\quad - \underbrace{K_d K_p}_{\delta_3}|e| - \underbrace{K_p \beta}_{\delta_1}|e|^2 \\ &\quad - \underbrace{K_i \beta}_{\delta_2}|e|^2 - \underbrace{K_d K_p \beta}_{\delta_3}|e|^3 + \underbrace{|\gamma(\tau)|}_{\gamma_{max}}|e(t)| \\ &\quad - \underbrace{|\gamma(\tau)||x_{ref}|}_{\gamma_{max}} + \underbrace{k|x_{ref}|^2}_{\psi}) \end{aligned}$$

Con base a lo anterior es fácil ver que $\gamma_{max}|x_{ref}| \rightarrow 0$. Con $\phi = (\delta_1 + \delta_2 + \delta_3)$, $\sigma = \gamma_{max}|x_{ref}| + \psi$

$$\begin{aligned} \frac{dV(e)}{dt} &\leq -|e|(-(k + \phi)k|e| - \phi|e|^2 \\ &\quad + \sigma + \gamma_{max}|e|) \end{aligned} \quad (18)$$

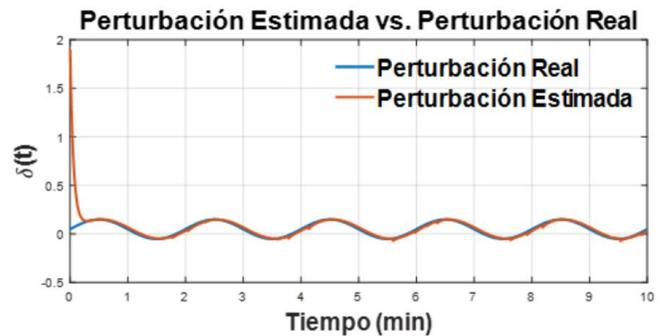


Figura 1: Perturbación δ y su estimación vía la red neuronal.

4. Simulación Numérica

En esta sección, se lleva a cabo una simulación numérica del sistema controlado mediante el controlador Proporcional-Derivativo (PID) con estimación de perturbaciones lizando una red neuronal $u(t) = u_{PID}(t) + \hat{\delta}(t)$ en el entorno MATLAB. Se consideran perturbaciones senoidales con el fin de evaluar la robustez y eficacia del controlador propuesto.

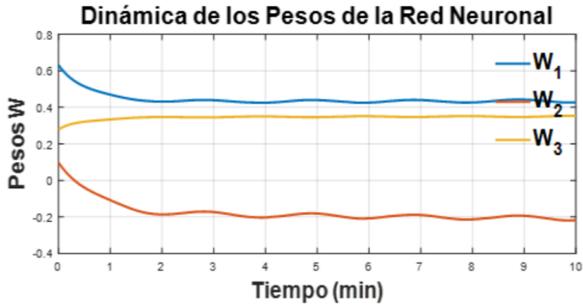


Figura 2: Pesos de la red neuronal.

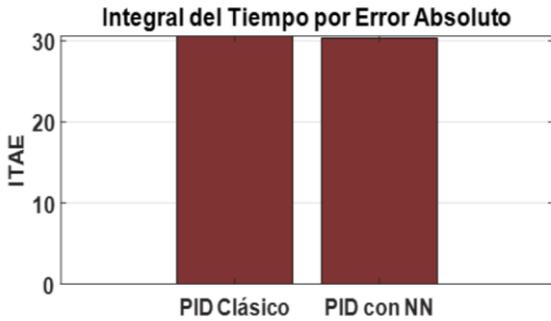


Figura 4: Índice de error ITAE.

La dinámica del sistema se describe a través de una ecuación diferencial no lineal. En donde la constante de velocidad de reacción k es igual a 1.0, para este experimento numérico. La perturbación $\delta(t)$ se modela como una señal senoidal. La concentración de entrada de los reactivos es de 10 mol/L, representada por C_{in} . La perturbación $\delta(t)$ tendrá las siguientes características con 0.1 unidades y una frecuencia angular de $2\pi f$, donde f es igual a 0.5 Hz.

El controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) se ha configurado con las siguientes constantes de ajuste: $K_p = 15$, $K_i = 0.1$, y $K_d = 0.156$. Para el entrenamiento de la red neuronal, se emplea el algoritmo de retropropagación (backpropagation) con

una tasa de aprendizaje de $\eta = 0.01$. La arquitectura de la red neuronal consiste en una capa oculta con tres neuronas, utilizando la función de activación sigmoide.

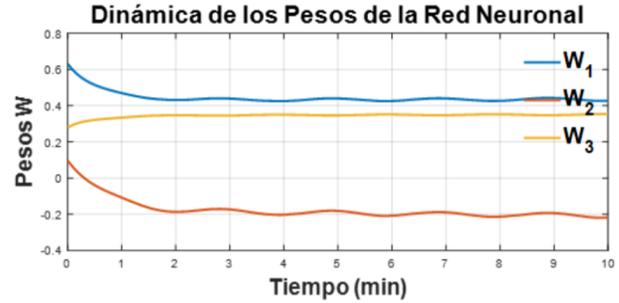


Figura 3: Señal de $x(t)$ donde se compara PID clásico vs PID +NN.

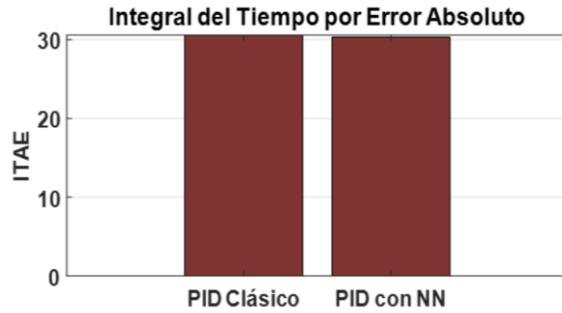


Figura 5: Índice de error ISE.

La simulación se lleva a cabo en MATLAB siguiendo una secuencia de pasos determinada.

La estimación de perturbaciones se lleva a cabo por medio de una red neuronal, la cual calcula la perturbación $\delta(t)$ y realiza ajustes en los pesos y sesgos de la red utilizando el algoritmo de retropropagación. La señal de control combinada se define como la suma de la señal de control PID y la estimación de la perturbación, representada por $u(t) = u_{PID}(t) + \hat{\delta}(t)$. Para garantizar valores positivos, la señal de control $u(t)$ se satura, cumpliendo con la condición $0 \leq u(t) \leq U_{max}$. Se procede a actualizar el estado del sistema mediante la ecuación diferencial proporcionada, la cual determina la concentración $x(t)$. Se procede al almacenamiento de los resultados con el fin de llevar a cabo un análisis posterior. La concentración de etilenglicol se

regula mediante una señal de referencia constante, x_{ref} , fijada en 1.0. La producción de etilenglicol, representada por CC , se determina mediante la ecuación $CC = k(t)x(t)^2$, donde $k(t)$ denota la constante de reacción y $x(t)$ la concentración de los reactivos. El propósito del controlador consiste en mantener $x(t)$ en proximidad a x_{ref} con el fin de optimizar la producción de etilenglicol y mitigar las posibles interferencias.

4.1. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para evaluar el desempeño del controlador propuesto, se analizarán las señales de concentración de etilenglicol obtenidas con las de referencia mediante dos índices de rendimiento habituales: el Integral del Error Absoluto (IAE) y el Integral del Error Cuadrático (ISE). El IAE se define como:

$$IAE = \int_0^T |x_{ref} - x(t)| dt \quad (19)$$

Se comparan índices que permiten medir la desviación de la concentración con respecto al valor de referencia. Esto servirá para evaluar el desempeño de diferentes controladores en términos de precisión y estabilidad. Se analizan el controlador PID estándar y el controlador PID con estimación de perturbaciones a través de una red neuronal. La discusión es un componente fundamental en el desarrollo de un trabajo académico, ya que permite analizar y argumentar sobre los resultados obtenidos en la investigación realizada. Es a través de la discusión que se pueden interpretar los hallazgos, compararlos con estudios. En la Figura 1 se analiza la evolución de la variable $x(t)$. Se evidencia que la combinación del controlador Proporcional Integral Derivativo (PID) con un controlador neuronal (PID+NN) optimiza el seguimiento de $x(t)$, logrando llevar la concentración de etilenglicol al nivel deseado de manera eficaz. Esta mejora se refleja en una mayor estabilidad y eficiencia en el proceso de síntesis. A diferencia del PID convencional, que es efectivo, no alcanza el mismo nivel de precisión y rapidez en el ajuste de la concentración.

En las Figuras 2 y 3 se muestran los índices de error IAE e ISE respectivamente. Se observa que el controlador PID+NN supera al controlador PID convencional, aunque la diferencia no es considerable. No obstante, se destaca una mejora significativa y consistente, lo cual evidencia la capacidad del controlador combinado para gestionar perturbaciones y no linealidades de forma más eficaz que el PID estándar. Esto conlleva a una mejora general en el rendimiento del sistema al reducir los errores acumulativos a lo largo del tiempo.

En las Figuras 4 y 5 se presentan los valores de los pesos de la red neuronal y la estimación de la perturbación, respectivamente. La

evolución de los pesos evidencia la capacidad de adaptación en tiempo real de la red neuronal para contrarrestar las fluctuaciones del sistema. Por otro lado, la estimación de la perturbación resulta fundamental para comprender la dinámica de las mismas y posibilita al controlador la modificación de sus parámetros con el fin de mantener la variable $x(t)$ próxima al valor de referencia. Esta capacidad de adaptación constituye una ventaja significativa en la aplicación de redes neuronales en el control de procesos químicos complejos.

5. CONCLUSIÓN

En el presente estudio se ha evidenciado que la integración de un controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) con una red neuronal (NN) conlleva a una mejora significativa en el control de la síntesis de etilenglicol en un reactor batch. La simulación numérica reveló que el controlador PID+NN logra gestionar de manera más efectiva las perturbaciones y no linealidades del sistema en comparación con un PID convencional. Los indicadores de error IAE e ISE corroboraron que el controlador propuesto disminuye los errores acumulativos y potencia la estabilidad del sistema. La capacidad de la red neuronal para estimar y compensar perturbaciones en tiempo real se refleja en una mayor eficiencia y precisión en el control del proceso. Estos hallazgos sugieren que la estrategia híbrida de control PID+NN representa una alternativa prometedora para optimizar la producción de etilenglicol y otros procesos químicos complejos.

6. AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a todos los alumnos de la carrera de ingeniería química que participaron en este proyecto y al proyecto TecNM 2024 financiado.

Referencias

- [1] J.L.V. Piñeda, R.R. Pérez, and R.A. Gispert, "Diseño de un sistema de control basado en el predictor de smith de la presión de vapor en una caldera de tubos de fuego design of a control system based on the smith predictor of steam pressure in a fire tube boiler,"
- [2] A. Popov, S. Tikhomirov, O. Neizvestny, and S. Podvalny, "Development of the Predictive Control System for Ethylbenzene Dehydration," Summa, 2021.
- [3] Xiangyang Li, Yu Hu, Zhiqiang Gao, W. Ai, and Senping Tian, "A PID Controller based on ESO and Tuning Method," 2022 IEEE 11th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS), 2022.
- [4] Ye Shi, H. Tuan, and P. Apkarian, "Parameterized bilinear matrix inequality techniques for H gain scheduling proportional integral derivative control design," International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2020.
- [5] A. Goller, J. Obenauf, W. P. Kretschmer, and R. Kempe, "The Highly Controlled and Efficient Polymerization of Ethylene," Angewandte Chemie, vol. 135, jan 13 2023.
- [6] V. F. Shvets, R. Kozlovskiy, I. Kozlovskiy, M. Makarov, Jury Pavlovich Suchkov, and A. Koustov, "The Model of Catalytic Reactor of Ethylene Glycol Production," 2005.

- [7] A. Satapathy, S. T. Gadge, and B. M. Bhanage, "An Improved Strategy for the Synthesis of Ethylene Glycol by OxamateMediated Catalytic Hydrogenation," *ChemSusChem*, vol. 10, pp. 1356–1359, mar 20 2017.
- [8] J. Shi, "An interval type-3fuzzy pid control system design and its application in solid oxide fuel cells power plant," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, no. Preprint, pp. 1–14, 2023.
- [9] Seong-ho Kang, Yong-Gu Lee, and K. Eom, "A Robust PID Control Method with Neural Network," *J. Inform. and Commun. Convergence Engineering*, 2004.
- [10] Ashlesha Panbude and M. Sharma, "Implementation of Neural Network for PID Controller," 2015.
- [11] J. Chen and T.-C. Huang, "Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control," *Journal of Process Control*, vol. 14, pp. 211–230, 3 2004.
- [12] Q. Yang, S. Xu, Q. Yang, D. Zhang, Z. Li, H. Zhou, and S. Zhu, "Optimal design and exergy analysis of biomass- to-ethylene glycol process," *Bioresource Technology*, vol. 316, p. 123972, 11 2020.
- [13] K. Mahmud, "Neural network based PID control anal- ysis," in 2013 IEEE Global High Tech Congress on Electronics, IEEE, 11 2013.