Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar
Julio-Agosto, 2023, Volumen 7, Número 4.
https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i4.7233

Análisis comparativo del control PID con anti-windup, control predictivo basado en modelo y control con redes neuronales utilizando plataformas de hadware de codigo abierto

David Eduardo Sánchez Espinoza[1]
dsanchez@upse.edu.ec
https://orcid.org/0000-0001-6388-1237
Universidad Estatal Península
de Santa Elena,
La Libertad, Ecuador.

Fernando Chamba Macas
Fernando11chamba@gmail.com
https://orcid.org/0009-0001-4336-8978
Universidad Estatal Península
de Santa Elena,
La Libertad, Ecuador

Carlos Christian Cruz Freire
maroel83@hotmail.com
https://orcid.org/0000-0002-1727-1320
Instituto Tecnológico Superior
Centro Tecnológico Naval
Salinas, Santa Elena, Ecuador.

José Aguilar Malavé
jose1821aguilar@gmail.com
https://orcid.org/0000-0002-6561-5407
Universidad Estatal Península
de Santa Elena,
La Libertad, Ecuador.

Carlos Alberto Saldaña
csaldana@upse.edu.ec.edu
https://orcid.org/0000-0001-7630-9889
Universidad de Cantabria,
Santander, España.

RESUMEN

En un mundo digitalizado, los sistemas de control son fundamentales en campos que van desde la automatización hasta los vehículos autónomos. Tradicionalmente, estos sistemas se basan en tecnologías robustas como PLC, DAQ, etc. pero su costo es elevado cuando se requieren soluciones para problemas específicos. Como alternativa, las plataformas de hardware de código abierto ofrecen una opción asequible y flexible para implementar sistemas de control sofisticados a un costo inferior. Al adoptar técnicas de control modernas como MPC (Control Predictivo Modelado) y ANN (Redes Neuronales Artificiales), estas soluciones pueden alcanzar nuevos niveles de precisión y eficiencia en términos de exactitud y robustez. La combinación de Arduino con técnicas de control modernas puede ser significativamente más económica en comparación con el hardware con licencia, rompiendo barreras de costo en cuanto a la flexibilidad para evaluar sistemas de control, ya que facilitan la experimentación y la iteración rápida, lo que permite probar nuevas ideas y técnicas de control con bajo riesgo y costo. Finalmente, al combinar hardware de código abierto con MPC y ANN, se logra una gran adaptabilidad, ya que los sistemas basados en ANN pueden "aprender" y adaptarse a condiciones cambiantes, lo que no es posible con sistemas de control tradicionales como PID.

Palabras claves: *Análisis comparative, Control PID con anti-windup, Control con redes neuronales.*

[1] Autor principal
Correspondencia: dsanchez@upse.edu.ec

Comparative analysis of PID control with anti-windup, model-based predictive control and control with neural networks using open source hardware platforms

ABSTRACT

In a digitized world, control systems are essential in fields ranging from automation to autonomous vehicles. Traditionally, these systems are based on robust technologies such as PLC, DAQ, etc. but its cost is high when solutions are required for specific problems. As an alternative, open source hardware platforms offer an affordable and flexible option to implement sophisticated control systems at a lower cost. By adopting modern control techniques such as MPC (Modeled Predictive Control) and ANN (Artificial Neural Networks), these solutions can reach new levels of precision and efficiency in terms of accuracy and robustness. Combining Arduino with modern control techniques can be significantly cheaper compared to licensed hardware, breaking down cost barriers in terms of flexibility for evaluating control systems, as they facilitate experimentation and rapid iteration, allowing test new ideas and control techniques with low risk and cost. Finally, by combining open source hardware with MPC and ANN, great adaptability is achieved, as ANN-based systems can "learn" and adapt to changing conditions, which is not possible with traditional control systems such as PID.

Keywords: *Análise comparativa, Controle PID com anti-windup, Controle com redes neurais.*

Artículo recibido 26 junio 2023

Aceptado para publicación: 26 julio 2023

INTRODUCCIÓN

Los avances tecnológicos y la creciente digitalización están impulsando la revolución industrial, donde las técnicas de control automático han adquirido una importancia crítica en una variedad de procesos de producción. Estas técnicas, que permiten delegar tareas y cálculos complejos a computadoras y controladores especializados, se convierten en herramientas fundamentales para asegurar la calidad del producto final [1].

Un área de gran interés tanto en la industria como en la investigación es el diseño e implementación de algoritmos de control. La industria favorece ampliamente el uso de controladores clásicos debido a su facilidad de implementación y configuración. Sin embargo, en la investigación, al enfrentarse a procesos con características que aumentan la complejidad del sistema, la inversión y los costos asociados con la implementación de controladores más robustos, las plataformas de hardware de código abierto como Arduino, surgen como una opción atractiva y económica en las etapas iniciales de la investigación, ofreciendo soluciones potentes y flexibles a un costo de implementación y tiempo considerablemente menor. Esta propuesta explora la implementación de tres tipos de algoritmos de control en un sistema de nivel de líquido de una entrada y una salida (SISO) utilizando Arduino. Los algoritmos de control a evaluar son el control PID (Proporcional-Integral-Derivativo), el control predictivo de modelos (MPC) y el control de redes neuronales artificiales (ANN).

El trabajo se divide en cuatro partes: en primer lugar, se proporciona una visión general del proyecto, luego se presenta el marco teórico que respalda la propuesta, la tercera parte detalla los componentes físicos y lógicos utilizados, y la propuesta de desarrollo. Finalmente, se presentan los resultados obtenidos y la comparación entre los tres algoritmos de control, concluyendo con las ventajas, desventajas, recursos requeridos y especificaciones técnicas para su uso.

MATERIALES Y MÉTODOS

A. Componentes

Para esta investigación, se emplearon componentes físicos y lógicos. Entre ellos, se destacan el uso de la placa Arduino MEGA, el sensor ultrasónico HC-SR04, el servo motor MG 995 y una bomba de accionamiento magnético MKII como actuador, junto con el software MATLAB / Simulink, que permite el control de la planta.

B. Diseño de la propuesta

Se utiliza una planta de primer orden como laboratorio experimental. En este sistema, se implementan y aplican los algoritmos de control. La configuración describe un tanque para almacenamiento de líquidos, una bomba hidráulica para impulsar el líquido en el sistema, válvulas para regular el flujo y un tanque de almacenamiento donde se mide el nivel de líquido.

En este sistema, la variable a controlar es la altura del tanque (h), que se mide y regula mediante la manipulación de la tasa de flujo de entrada (Q_{in}), a través de una válvula de control (u). a través de una válvula de control (Q_{out}), lo que provoca cambios en el nivel de líquido dentro del tanque, es la variable que determina la apertura de la válvula para manipular la variable del proceso y, por lo tanto, controlar la variable.

C. Identificación del modelo matemático estado-espacio del sistema físico de nivel líquido.

El enfoque de espacio de estados se utilizará como método para expresar la dinámica de la planta [1]. Esto se realizará mediante la identificación del sistema utilizando el software MATLAB y Simulink [2]. Una vez ajustados los elementos para el proceso requerido, se realiza la adquisición de datos para el modelo matemático del sistema. Para este propósito, se realiza una programación gráfica en el software Simulink utilizando bloques para la adquisición de datos, filtrado de señales y control. Finalmente, las señales se guardan en el espacio de trabajo para ser utilizadas en la caja de herramientas de identificación del sistema [3].

Los datos se almacenan con un tiempo de muestreo de 0.1 segundos, y se utiliza una muestra suficiente en la identificación del sistema. Se realizan pruebas utilizando diferentes estimaciones del modelo de la planta en la representación de espacio de estados. Se selecciona la señal con la mejor respuesta, que se utilizará en el desarrollo del algoritmo de control. Se pueden observar representaciones del modelo matemático obtenidas a través de estimaciones de tiempo discreto y continuo. Se ha observado que los modelos de cuarto y quinto orden proporcionan una aproximación más precisa al resultado deseado [4]. Por lo tanto, se ha seleccionado un modelo discreto de quinto orden, que muestra una aproximación del 78.76% al sistema en cuestión. Esta representación del sistema se considera adecuada para su aplicación en el trabajo.

Este modelado se utiliza en el control predictivo de modelos. A continuación, se desarrolla el modelado lineal utilizando el método de series de Taylor. Para determinar la dinámica de la planta, se aplica la ley de conservación de masa en el tanque donde se controla el nivel de líquido.

Aplicando la ley de conservación de masa en el tanque, se obtiene la siguiente expresión:

$$\frac{dh}{dt}.A = k_1 a_1 - k_2 a_2 \sqrt{2gh} \qquad (1)$$

La ecuación (1) corresponde a la expresión que modela matemáticamente un sistema de nivel de líquido controlado por válvulas.

Para encontrar el modelo lineal del sistema, se debe encontrar un punto de equilibrio en el sistema, que ocurre cuando no hay variación en el nivel de líquido del tanque. Esto se puede expresar de la siguiente manera:

$$Q_{in} = Q_{out} \qquad (2)$$

La variable que representa el nivel de líquido en un punto de equilibrio, se determina resolviendo la ecuación.

$$h = \left(\frac{k_1 a_1}{k_2 a_2 \sqrt{2g}} \right)^2 \qquad (3)$$

Para determinar los valores de las constantes en la ecuación (4), utilizamos las características de los elementos físicos del sistema descritas de la siguiente manera:

Tanque: Tiene una forma prismática con dimensiones de longitud y ancho iguales a... $0.14m \; and \; 0.17m$ respectivamente, lo que da como resultado un área equivalente de $A = 0.0238\, m^2$.

Tasa de flujo de entrada: Tomamos la tasa de flujo de líquido proporcionada por la bomba centrífuga, que es de... $19 \frac{L}{min}$, equivalente a $3.17\, x\, 10^{-4} \frac{m^3}{s}$ cuando se convierte al Sistema Internacional de Unidades (SI).

Tasa de flujo de salida: Un cálculo aproximado del flujo a través de la válvula de perturbación da como resultado: $2.40\, x\, 10^{-4} \frac{m^3}{s}$.

Sustituyendo los valores obtenidos del análisis del sistema físico, se obtiene un punto de equilibrio como:

$$\boldsymbol{h = 0.65\ m} \qquad \textbf{(4)}$$

Con base en el punto de equilibrio, se desarrolla un modelo matemático utilizando la serie de Taylor, con la válvula como la variable de control "c" y la variable "h" como salida. Las funciones de la serie de Taylor se expresan de la siguiente manera:

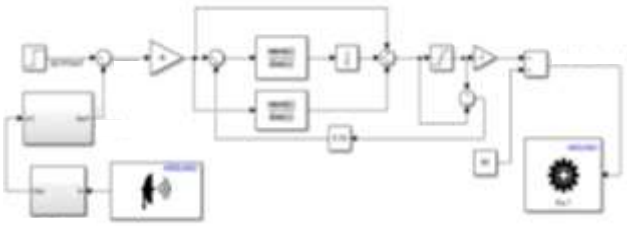
$$\boldsymbol{h(s) = \frac{0.013}{s + 0.011} a_1 - \frac{0.036}{s + 0.0277} a2} \qquad \textbf{(5)}$$

D. Diseño y desarrollo de los controladores.

Para obtener los parámetros de diseño del controlador PID, se utilizan métodos de ajuste basados en reglas heurísticas o algoritmos de optimización [5]. Estos métodos no requieren un profundo entendimiento del modelo matemático de la planta. Sin embargo, en algunos casos, se necesitan métodos experimentales para obtener los parámetros óptimos del controlador PID [5].

Se observa el problema del "integral windup" en el controlador PID. Esto ocurre cuando la señal de error es demasiado grande para el controlador, lo que resulta en una integración excesiva y una acción de control que se desvía del punto de operación óptimo. Para mitigar este problema, se implementan técnicas de anti-windup para limitar la integración del controlador en situaciones de error extremo, evitando así desviaciones significativas del punto de operación deseado. La técnica de Anti-Windup se basa en la idea de que el integrador del controlador PID debe "cortarse" cuando la señal de control alcanza los límites del sistema [6]. Esta técnica es especialmente útil en sistemas de nivel líquido SISO, ya que permite que el controlador mantenga la acción integral sin llegar a los límites del sistema [6]. Después de realizar las pruebas necesarias y mejorar el controlador PID, se obtienen valores de K_p, K_i, K_d, K_w, α de 13.6357, 0.0787, 37.96, 0.74 y 1.261, respectivamente, se obtienen resultados.

Figura 1. Configuración del controlador PID anti-Windup.



La metodología utilizada para la implementación del Control Predictivo del Modelo (MPC) consiste en contar con un modelo que permita conocer el valor de la salida del sistema en cada instante de tiempo para calcular las salidas futuras a lo largo de un horizonte de predicción Np. Minimiza una función f que expresa la diferencia entre los valores de la salida de la planta (y), la referencia (w) y el esfuerzo de control (u), como se define en la ecuación (6) [7].

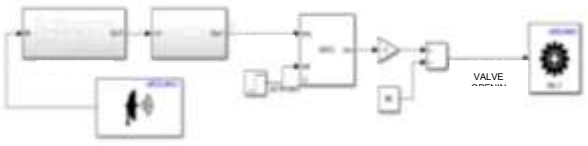
$$\boldsymbol{min_u\, f(|y-w|,|u|)} \qquad \textbf{(6)}$$

Esto se traduce en calcular una secuencia de control en cada instante de tiempo t basada en un modelo a lo largo de un horizonte finito Np desde el instante de tiempo x(t), de tal manera que:

$$\boldsymbol{u(t/t), u(t+1/t), u(t+2/t)..u(t+Np/t)} \qquad \textbf{(7)}$$

Las mediciones incorporadas en el cálculo del esfuerzo de control involucran realimentación en el sistema controlado, lo que permite la optimización en tiempo real incluso cuando la referencia futura es conocida [8] [9].

Figura 2. *Configuración final del sistema de nivel de líquido conectado a un sistema de control MPC.*



Para corregir el comportamiento no deseado tanto en la acción de control como en la salida del sistema, se requieren ajustes en los parámetros de control. Estos ajustes se llevan a cabo en un escenario de

simulación, lo que permite determinar valores que garanticen el funcionamiento óptimo del sistema. Los parámetros específicos que se ajustan se determinan durante este proceso [10].

Para la aplicación del controlador en el sistema, se establece un horizonte de predicción de 150, que abarca significativamente la dinámica del sistema. El horizonte de control se fija en 2 y el tiempo de muestreo utilizado es de 0.1 segundos. Se implementan restricciones del sistema para limitar la amplitud de las señales, garantizando el cumplimiento de la función deseada y respetando las propiedades físicas de los elementos del sistema. Estas restricciones mantienen el sistema dentro de rangos de operación seguros y aseguran un comportamiento controlado y estable. Aplicar restricciones en la amplitud de la señal de control es una consecuencia del comportamiento observado en la entrada del sistema. Este tipo de restricción se aplica debido a su relación con las limitaciones físicas del sistema, lo cual es común en muchos casos. Esta restricción se puede observar en la ecuación (8), donde se establece un límite superior e inferior para la señal de control.

$$\boldsymbol{u(minimo) \leq u(k) \leq u(maximo)} \qquad \textbf{(8)}$$

Los valores utilizados en la restricción representan el rango máximo y mínimo de rotación de la válvula, representados como:

$$\boldsymbol{0 \leq u(k) \leq 90} \qquad \textbf{(9)}$$

Existe la posibilidad de mejorar la respuesta del proceso ajustando los pesos de las señales de entrada y salida. Los pesos asignados a estas señales se muestran en la Tabla 1 y desempeñan un papel crucial en el algoritmo de control al determinar la influencia relativa de cada variable en la generación de la señal de control. Optimizar estos pesos permitirá una mejor adaptación y respuesta del sistema.

Tabla 1 *Asignación de peso a la señal de control*

Etapa	Variable	Peso	Tasa de Peso
Entrada	Válvula de entrada	0	0.1225
salida	Nivel de liquido	0.4493	0

Una vez que se ha verificado el comportamiento del controlador en función de las configuraciones realizadas, se implementa junto con los elementos físicos del sistema de nivel de líquido en un esquema de Simulink.

Para la implementación del controlador de la RNA, se utiliza la técnica del modelo inverso directo, que tiene como objetivo cancelar la dinámica del sistema al conectarlo en cascada con la planta, y la red neuronal aproxima el inverso del sistema [11]. La construcción de este sistema de control comienza con la identificación de la planta utilizando la RNA, con el objetivo de reconocer la dinámica del comportamiento del sistema sin recurrir a información del proceso [12]. Se utiliza un modelo dinámico lineal con variables exógenas, también conocido como modelo ARX, para entrenar la red neuronal [12]. Este modelo consiste en valores pasados tanto de las señales de entrada como de salida, que la red utiliza para estimar el valor actual de la salida.

Una vez que se han definido los enfoques de adquisición de datos y modelado del sistema, se lleva a cabo el proceso de entrenamiento de la red de la siguiente manera:

Se establecen las secuencias de entrada y salida del sistema utilizando los datos adquiridos, como se muestra en la ecuación 10.

$$\{\boldsymbol{r_k}\},\{\boldsymbol{y_k}\},\boldsymbol{K = 1 \ldots\ldots N} \qquad \textbf{(10)}$$

Se configura un patrón de entrenamiento, que consta de vectores de entrada y valores objetivo, como se muestra en la ecuación 11.

$$x_k = \begin{bmatrix} y_{k+1} \\ y_k \\ \vdots \\ y_{k-n} \\ r_{k-1} \\ r_{k-2} \\ \vdots \\ r_{k-m} \end{bmatrix} \quad t_k = [r_k] \qquad (11)$$

Se determina un regresor de segundo orden para formar el patrón de entrenamiento del sistema, tomando datos de la señal de entrada y salida en el instante de tiempo actual, junto con retardos de uno y dos instantes de tiempo, definiendo los vectores de entrada y objetivo de la siguiente manera.

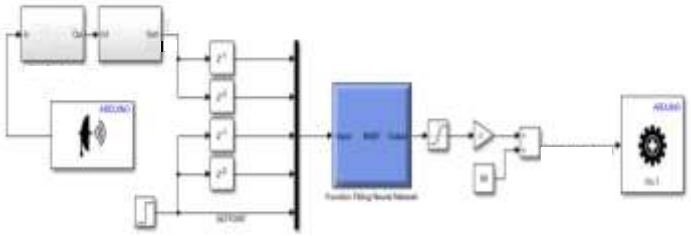
Tabla 2. *Entradas y destino para el entrenamiento de redes neuronales*

Vector de entrada (x_k)	**Objetivo (t_k)**
0	Apertura de la válvula
Apertura de la válvula con un retraso en el tiempo. (r_{k-1})	
Apertura de la válvula con un retraso de dos unidades de tiempo. (x_{k-2})	
Nivel de líquido en el instante actual. (y_k)	
Nivel de líquido con un retraso en el tiempo. (y_{k-1})	
Nivel de líquido con dos retardos en el tiempo. (y_{k-2})	

Una vez que se ha completado el modelado, se implementa la estructura de control del proceso utilizando una red neuronal artificial. El control tiene como objetivo lograr la igualdad entre las señales (y_{k+1}) y (r_k), es decir ($y_{k+1} = r_k$), Por lo tanto, la entrada a la red se reemplaza por un valor de referencia para asegurar que la red proporcione la señal de control adecuada. v_k.[13]

Después de verificar el comportamiento del sistema de control a través de simulaciones, el controlador se implementa en la planta de nivel de líquido conectando todos los elementos físicos que conforman el sistema. El diseño final se puede observar en la figura 3.

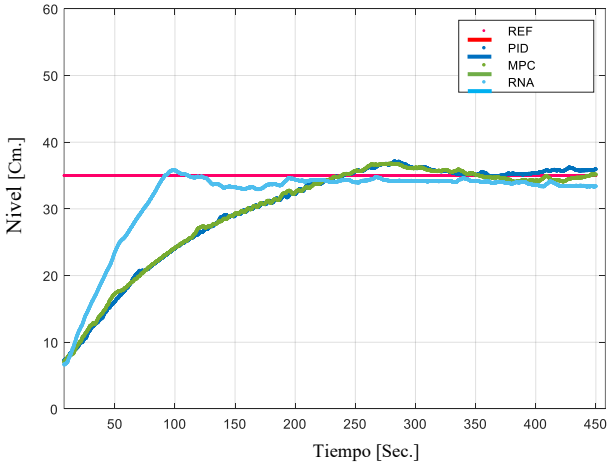
Figura 3. *Configuración final de la planta de nivel de líquido junto con un control de ARN*



RESULTADOS Y ANÁLISIS.

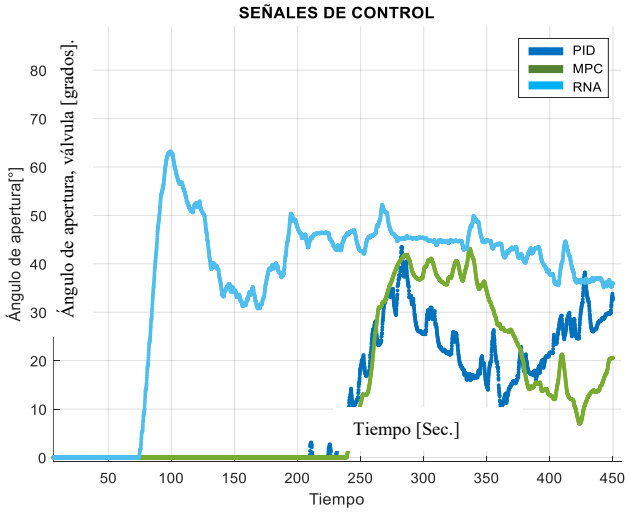
La Figura 4 muestra las señales de respuesta del sistema cuando se aplican los algoritmos de control PID, MPC y RNA, indicando las características del comportamiento de la planta al acercarse a una referencia establecida.

Figura 4 *Señales de respuesta del sistema.*



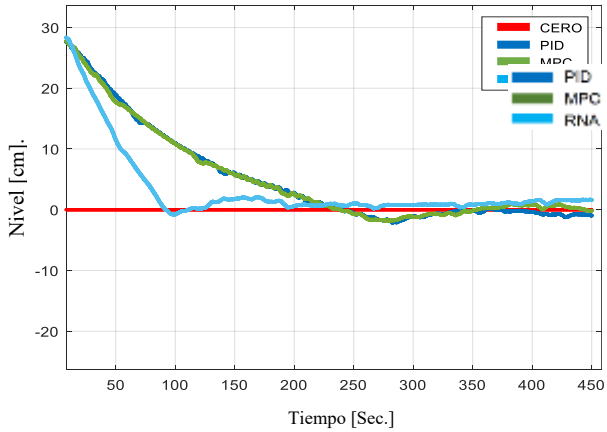
Se puede observar un comportamiento similar en los sistemas controlados por PID y MPC, mientras que el control RNA exhibe un mejor rendimiento en términos de tiempo y estabilidad de respuesta.

Figura 5 *Señales de control aplicadas al sistema.*



La Figura 5 muestra las señales de control aplicadas al sistema durante la ejecución del proceso. Esta señal está directamente relacionada con la acción de apertura y cierre de la válvula de control, asegurando que el nivel de líquido se mantenga en el punto de consigna deseado. Se puede observar una reacción temprana y significativa en el control RNA, lo que resulta en una respuesta del sistema más conservadora. Por otro lado, los controladores PID y MPC reaccionan cuando la variable controlada está cerca del valor de referencia.

Figura. 6 *Señales de error producida por cada controlador.*



La Figura 6 representa las señales de error del sistema durante su estado transitorio hasta que se acerca al valor de referencia. Similar a la respuesta del sistema, el controlador RNA logra un error cercano a cero más rápidamente que los controladores MPC y PID, que exhiben un comportamiento similar, pero tardan más en reducir el valor del error.

Basado en las pruebas realizadas en cada uno de los controladores estudiados, se pueden definir las siguientes características:

Tabla 3 *Características de la dinámica de la planta para cada controlador*

Control	Sobre impulso Máximo	Tiempo de Establecimiento	S.S Error	S.S Error
PID	37,10 cm (6%)	270 sec.	$\approx 349.6\ mm$	0.11%
MPC	37.67 cm (7.62%)	268 sec.	$\approx 347.8mm$	0.63%
RNA	35,80 cm (2.28%)	210 sec.	$\approx 348.3\ mm$	0.48%

En la Tabla 3, se pueden observar los valores aproximados de los parámetros obtenidos mediante pruebas experimentales. Estos valores definen el comportamiento de la dinámica del sistema cuando se acopla con cada controlador, y estas propiedades se analizan en cada sistema para establecer el controlador que genera mejores resultados en la ejecución del proceso del proyecto.

CONCLUSIONES

Elegir un sistema de primer orden para evaluar los controladores es razonable y justificado en este contexto. Aunque los sistemas de orden superior podrían ofrecer una representación más compleja de los procesos, evaluar los controladores en un sistema de primer orden proporciona una base sólida para comparar su rendimiento y eficacia en un escenario común. Además, este enfoque permite una comparación directa entre los tres algoritmos de control implementados, destacando sus fortalezas y limitaciones en un contexto práctico usando hardware de codigo abierto.

Además, este estudio aborda el desafío de implementar sistemas de control sofisticados a un costo menor utilizando plataformas de hardware de código abierto como Arduino. Al romper las barreras de costo asociadas con tecnologías tradicionales como PLC y DAQ, este enfoque proporciona una alternativa más accesible para aplicaciones en diversos campos, como la automatización y los vehículos autónomos. Además, la adopción de técnicas de control moderno, como el Control Predictivo Modelo (MPC) y las

Redes Neuronales Artificiales (ANNs) permite alcanzar nuevos niveles de precisión y eficiencia en términos de precisión y robustez.

En el desarrollo e implementación de los controladores PID, MPC y RNA para el sistema de nivel de líquido, se obtienen resultados favorables cuando se implementan en plataformas de hardware de código abierto. Todos los parámetros de interés cumplen con los requisitos de diseño. Este trabajo aborda el desafío de implementar sistemas de control asequibles y flexibles utilizando plataformas de hardware de código abierto y técnicas de control modernas.

Se recomienda considerar el uso de plataformas de hardware de código abierto como una opción económica y flexible para evaluar sistemas de control en diversos campos, especialmente en situaciones con recursos limitados. Para futuras investigaciones y aplicaciones, se sugiere explorar más a fondo las técnicas de control modernas como el MPC y las ANN en combinación con plataformas de hardware de código abierto. Esto puede conducir al desarrollo de soluciones más eficientes y precisas en una amplia gama de aplicaciones.

Al implementar controladores basados en ANN en entornos industriales, es importante considerar las limitaciones y los recursos necesarios. Se recomienda realizar un análisis exhaustivo de costo-beneficio antes de tomar decisiones de implementación. Basándonos en las pruebas realizadas con los controladores desarrollados para la presente propuesta, el control RNA destaca en términos de propiedades que conducen a mejores resultados en la ejecución del proceso. Por lo tanto, se recomienda considerar la identificación de los recursos necesarios y los métodos para implementar este controlador en diversos procesos industriales o de investigación.

REFERENCIAS

M. Aracelia Alcorta García, "IMPACT OF AUTOMATIC CONTROL AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE - Ciencia UANL", 2019. https://cienciauanl.uanl.mx/?p=9193 (accessed on November 19, 2022).

"System Identification Toolbox Documentation - MathWorks América Lati-na." https://la.mathworks.com/help/ident/ (accessed on May 31, 2023).

K. Burn and C. Cox, "A hands-on approach to teaching system identification using first-order plus dead-time modelling of step response data," Int. J. Electr. Eng. Educ., vol. 57, no. 1, pp. 24-40, January 2020.

M. N. Kapetina, M. R. Rapaić, Z. D. Jeličić, P. Lino, and G. Maione, "Com-plex-Order Models: A System Identification Point of View," Appl., vol. 12, no. 9, art. no. 9, January 2022, doi: 10.3390/app12094768.

A. G. Daful, "Comparative study of PID tuning methods for processes with large and small time delays," in 2018 Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET), February 2018, pp. 1-7. doi: 10.1109/ICASET.2018.8376915.

L. R. Da Silva, R. C. C. Flesch, and J. E. Normey-Rico, "Analysis of Anti-windup Techniques in PID Control of Processes with Measurement Noise," IFAC-Pap., vol. 51, no. 4, pp. 948-953, 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.06.100.

R. C. B. Rego, "Robust MPC control with anti-windup applied to LPV and LTV systems based on the quasi-min-max algorithm with relaxation in LMIs," July 2019, Accessed: February 6, 2023. [Online]. Available: https://repositorio.ufersa.edu.br//handle/prefix/6969

G. Barrios and O. Julian, "Fixed-frequency model predictive control applied to five-phase electric drive," Thesis, Universidad Nacional de Asunción, 2017. Accessed: November 24, 2022. [Online]. Available: http://dspacecicco.conacyt.gov.py/jspui/handle/123456789/42782

E. Tlachi Cuanenemi, "Predictive control algorithm applied to liquid level control in a system of 4 coupled tanks," July 2018, Accessed: November 24, 2022. [Online]. Available: https://repositorioinstitucional.buap.mx/handle/20.500.12371/7626

M. E. Zarei, "Model Predictive Control (MPC) for the Power Converters for Renewable Energy Generation Systems with Switch Fault Tolerance Capa-bility", PhD thesis, E.T.S.I. Industriales.

"Xia - 2003 - An inverse model of MR damper using optimal neural.pdf".

J. J. Lara, S. Cantillo, and J. A. López, "Modeling and Control of a Two Tank System Using Artificial Neural Networks", in 2019 IEEE Colombian Con-ference on Applications in Computational Intelligence (ColCACI), June 2019, pp. 1-6. doi: 10.1109/ColCACI.2019.8781977.

"Class Notes 'Introduction to Artificial Intelligence Techniques'. Control Engineering Group, University of Cantabria.pdf".