

Diseño de un algoritmo de control predictivo ajustado por algoritmo evolutivo aplicado a un proceso de nivel de un tanque cónico no lineal

Design of a predictive control tuned by an evolutionary algorithm applied to a nonlinear conical tank level

Karina Belén Montaluisa Herrera y Luis Tello-Oquendo

Abstract—The control of nonlinear dynamic systems, such as the liquid level in a conical tank, poses a critical challenge in various military applications, particularly for handling heavy liquids and slurries. This paper presents the design of a Model Predictive Control (MPC) algorithm that uses Particle Swarm Optimization (PSO) and Least Squares (LS) to control the liquid level in a conical tank. A prototype was built in a laboratory at the Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE. The research highlights the limitations of traditional control methods, which fail to achieve a fast transient response and often cause overshoots. In the face of this problem, the incorporation of tuned evolutionary algorithms for MPC control is proposed to improve control performance for nonlinear systems.

Index Terms—modeling, least squares, particle swarm optimizer, modeling.

Resumen—El control de sistemas dinámicos no lineales, como el nivel de líquido en un tanque cónico, representa un desafío crítico en diversas aplicaciones militares, en particular para el manejo de líquidos y lodos pesados. Este artículo presenta el diseño de un algoritmo de Control Predictivo Basado en Modelos (MPC) que utiliza Optimización por Enjambre de Partículas (PSO) y Mínimos Cuadrados (LS) para controlar el nivel de un líquido en un tanque cónico. Se construyó un prototipo en un laboratorio de la Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE). La investigación destaca las limitaciones de los métodos de control tradicionales, que no logran una respuesta transitoria rápida y a menudo causan sobre impulsos, ante a este problema se plantea la incorporación de algoritmos evolutivos ajustados para un control MPC con el objetivo de mejorar el desempeño del control para sistemas no lineales.

Palabras Claves—modelado, mínimos cuadrados, optimizador de enjambre de partículas.

I. INTRODUCCIÓN

EN la industria, un sistema de tanque cónico tiene alta aplicabilidad porque su forma permite la eliminación de impurezas [1]. Actualmente existen diseños avanzados de tanques de combustible blindados de forma cónica para optimizar el espacio interior y facilitar la distribución del

combustible, lo que permite mejorar la estabilidad del vehículo, al dar mejor equilibrio al centro de gravedad. Otra aplicación es en submarinos, que utilizan tanques de lastre para controlar la flotabilidad, su forma cónica permite facilitar la distribución del agua de lastre.

El tanque cónico tiene una dinámica no lineal debido a su forma cónica que origina variabilidad convirtiéndose en un sistema no lineal complejo en su modelado.

Los controladores tradicionales se utilizan comúnmente para resolver diversos sistemas lineales y no lineales. Sin embargo, al aplicarlos a un tanque cónico, su rendimiento es limitado, lo que resulta en un estado transitorio deficiente. La literatura especializada ha reportado el control de tanques cónicos mediante técnicas de control proporcional, integral y derivativo (PID) [2] en aplicaciones para plantas de tratamiento de aguas residuales y su uso es amplio en las industrias de procesos [3]. Aunque el PID convencional es efectivo para procesos lineales, no representa un control efectivo para sistemas no lineales. Por esta razón, se recomienda utilizar controles avanzados y la aplicación de algoritmos genéticos si se requiere mayor precisión, por ejemplo, el uso de optimización por enjambre de partículas (PSO) [4] para lograr un ajuste más preciso y eficiente de procesos no lineales [5]. Los algoritmos genéticos pueden ser usados para ajustar el control PID para obtener parámetros optimizados que mejoran el desempeño del controlador [6] y [7].

Los controladores PID ajustados mediante algoritmos de optimización como el algoritmo genético (GA) y PSO pueden garantizar un buen desempeño en sistemas no lineales [8]. Otra opción de ajuste para los controles tradicionales es el uso del algoritmo Nelder-Mead (NM), que mejora el seguimiento del punto de ajuste y proporciona una mejor respuesta del controlador [9]. El uso de algoritmos genéticos para controlar un tanque cónico mejora significativamente el tiempo de subida (t_r), el tiempo de estabilización (t_s), el sobre impulso (OS) y el error integral absoluto [10].

Otra técnica de control alternativa para sistemas no lineales, como el tanque cónico, es el uso de controles avanzados como los predictivos, basados en modelo MPC [11] y [12]. El controlador difuso (FLC) es otro tipo de control inteligente

Karina Belén Montaluisa Herrera. Universidad Nacional de Chimborazo, Riobamba 060108, Ecuador, (e-mail: karina.montaluisa@unach.edu.ec).

Luis Tello-Oquendo. Universidad Nacional de Chimborazo, Riobamba 060108, Ecuador, (e-mail: luis.tello@unach.edu.ec).

implementados en sistemas no lineales [13] y [14]. Otra forma de lograrlo es mediante el uso de lógica difusa de intervalo tipo 2 con autoajuste genético de sus funciones de pertenencia [15] o controladores de lógica difusa con algoritmo adaptativo de Kalman [16] para mejorar parámetros como el tiempo de respuesta y la precisión. Otra alternativa es el uso de controles PI difusos, que obtiene resultados eficientes en términos de rendimiento, tiempo de estabilización rápido y robustez [17].

Los controles avanzados en sistemas industriales ajustados con algoritmos de enjambre de partículas (MPC-PSO) o MPC ajustados con GA [18] se han aplicado en procesos con características no lineales. Por ejemplo, Sistemas Eléctricos de Potencia (EPS) para mejorar las oscilaciones en sistemas de potencia con PSO [19], el uso de controladores predictivos de modelos explícitos (EMPC) para suprimir las vibraciones y el torque del eje al optimizar los coeficientes de ponderación mediante un algoritmo de optimización basado PSO [20]. Sin embargo, la literatura especializada no ha reportado la aplicación de algoritmos PSO como optimizador de control basado en modelo no lineal MPC a un proceso de tanque cónico.

Los controles inteligentes, basado en redes neuronales optimizado por algoritmo PSO, son una alternativa común, por ejemplo, investigaciones que usan redes neuronales de retro-propagación y PSO para crear un modelo que permita determinar los riesgos de seguridad en las minas de carbón subterráneas [21], o en experimentos simulados para mejorar las redes neuronales mediante el uso de PSO para encontrar los mejores pesos y umbrales para la red [22].

Este estudio compara el rendimiento del desempeño de dos controladores avanzados MPC-PSO y MPC-LS con un controlador integral (PI) tradicional, y se analizan el tiempo de subida, el tiempo de estabilización, el sobre impulso y el error de estado estacionario al someterse a diferentes puntos de ajuste para garantizar un rendimiento razonable y una respuesta rápida en un proceso de nivel de tanque cónico a escala de laboratorio, lo que permite prolongar la vida útil de los componentes del proceso, especialmente la bomba periférica, en comparación con el uso de controles tradicionales como el control PI, que tiende a generar más oscilaciones lo que acorta su vida útil del equipo.

La investigación aporta: (i) desarrollar e implementar un modelo no lineal NARX aproximado del tanque cónico, (ii) diseñar y validar un controlador PI tradicional, y (iii) diseñar y validar dos propuestas de control basado en modelo MPC ajustado por optimizador PSO y MPC ajustado por optimizador LS.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera. En la Sección 2, se presentan las características técnicas de la planta a escala de laboratorio en estudio, junto con su modelo matemático. La Sección 3 introduce el diseño de algoritmos de control para el tanque cónico. La Sección 4 muestra los resultados de una prueba experimental que comparó tres métodos de control diferentes en un tanque cónico. Finalmente, la Sección 5 presenta la discusión de los hallazgos.

II. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL TANQUE CÓNICO

En esta sección se presentan las características técnicas de la planta a escala de laboratorio bajo estudio, junto con su modelo matemático.

El tanque cónico es una planta a escala de laboratorio de altura 80 cm que consta de una bomba trifásica, un sensor de radar SITRANS LR140 de Siemens salida 4-20 mA, cinco válvulas manuales de PVC, un tanque de almacenamiento con una altura: 34,5 cm y ancho de 61 cm, una tarjeta de adquisición de datos (DAQ) y un variador de frecuencia Siemens 220V/240V.

La planta a escala de laboratorio está ubicada en los laboratorios de Control Inteligente e Industria 4.0 de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, las técnicas de control se experimentarán en la planta en la Fig. 1.

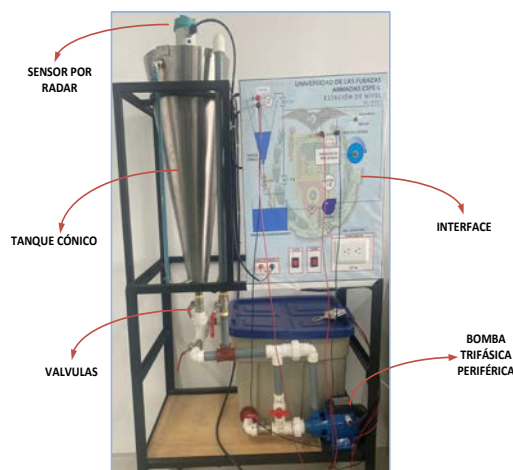


Fig. 1. Planta a escala de laboratorio del tanque cónico.

III. DISEÑO DE ALGORITMOS DE CONTROL PARA EL TANQUE CÓNICO

En el diseño de algoritmos de control se aplican tres técnicas: i) una técnica de control tradicional PI; ii) una técnica de control avanzada MPC optimizada por PSO con un modelo no lineal; y iii) una técnica de control avanzada MPC optimizada por LS con un modelo no lineal.

A. Diseño de un control PI para un tanque cónico

La Fig. 2 muestra la arquitectura en control de lazo cerrado del control PI, con acciones de control de 0 a 60 Hz que se envían del variador de frecuencia, el cual envía como acción de control al proceso una tensión de salida de 0 a 5 V.

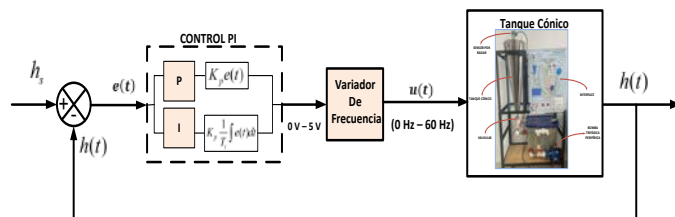


Fig. 2. Arquitectura del control PI.

El diseño matemático del control PI se describe en (1) a continuación:

$$u(t) = K_p \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int e(t) dt \right] \quad (1)$$

donde $u(t)$ es la acción de control (0-60 Hz) transformada por el variador de frecuencia de 0-5V cuya señal que entra al tanque cónico, $e(t)$ es el error, K_p es la ganancia proporcional, T_i es la ganancia integral estas dos ganancias están representadas en segundos.

Para obtener el modelo de entrada y salida del tanque cónico, se deben considerar características físicas como el radio inferior y superior, la altura, y se recopilan datos sobre la variación de la salida en función del tiempo en presencia de varias entradas escalonadas. Los datos se evalúan y procesan mediante la aplicación *System Identification*, una herramienta de software MATLAB, para obtener el modelo de entrada y salida estimado, como se muestra en (2):

$$G(s) = \frac{\sigma e^{-\theta s}}{1 + \tau s} \quad (2)$$

La señal de salida (nivel 0-80 cm) de la planta se muestrea durante un período de 150 minutos y los datos se registran a intervalos de 300 segundos, como se ilustra en la Fig. 3.

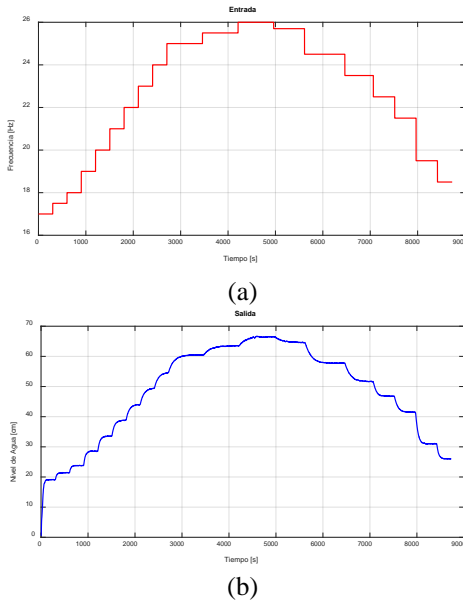


Fig. 3. (a) Adquisición de datos de la entrada del sistema con 20 entradas entre 17 Hz y 26 Hz, (b) Salida del sistema entre 0 cm a 80 cm.

A través la interfaz de *System Identification*, se realizó la estimación del modelo de entrada y salida, donde se obtienen los datos que se presentan en la Tabla I.

Casos	Modelo	Exactitud
1	1 Polo	68.95%
2	2 Polos	67.37%

Al comparar los resultados de la Tabla I, y al optar por la

función con mayor porcentaje de precisión, se destaca que el modelo decrece al aumentar los polos, por lo que se concluye que el sistema no lineal del tanque cónico se estima eficientemente con la ecuación de primer orden con retardo en el tiempo, mismo que se representa por la siguiente función de transferencia $G(s) = (2.4782e^{-3s}) / (1 + 5.1651s)$.

A continuación, se utiliza la técnica de ajuste *Lambda agresivo* [23] para calcular los parámetros de la señal. Se aplican las fórmulas propuestas por este método de ajuste, y por medio del ajuste fino permite garantizar el mejor desempeño al obtener los mejores valores para las ganancias del controlador, como se muestra en la Tabla II.

TABLA II
GANANCIAS DEL CONTROLADOR PI CALCULADAS POR LAMBDA AGRESIVA

Parámetro	Ganancia
K_p	25.600
T_i	5.1651 s

B. Diseño de un control MPC con un modelo no lineal para un tanque cónico.

La Fig. 4, describe la arquitectura del control MPC. Inicializa con un nivel de referencia h_s , mientras que la entrada del controlador MPC es el error de seguimiento previsto \hat{e} . Además, el control utiliza un modelo de predicción que describa la dinámica del tanque cónico y permite evolucionar la variable del proceso h , mientras que el optimizador minimiza el error de estado estacionario. Esto permite introducir restricciones propias de la planta, lo que permite realizar un seguimiento constante del valor óptimo que toma las acciones de control en un rango de 0-5 V.

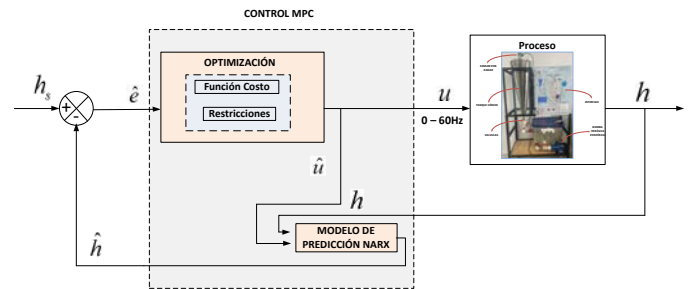


Fig. 4. Arquitectura del control MPC.

El control MPC se basa en la optimización de una función de costo, mostrada en (3), el objetivo principal es minimizar tanto el error de nivel estacionario como los cambios repentinos en las acciones de control. La función de costo tiene los siguientes componentes: h_r es el nivel deseado, H_p es el horizonte de predicción (tiempo total que predice), H_c es el horizonte de control (pasos que registra cuántas acciones de control se optimizan), \hat{h} es el nivel medido por el modelo, Δu es la variación de las acciones de control, y λ_1, λ_2 son los coeficientes denominados pesos que dictaminan que prioridad se dará al minimizar el error y la variación de las acciones de control respectivamente.

$$J(k) = \sum_{i=1}^{H_p} \lambda_1 \left[h_r(k+i|k) - \hat{h}(k+i|k) \right]^2 \dots \quad (3)$$

$$\dots + \sum_{i=1}^{H_c} \lambda_2 [\Delta u(k+i-1)]^2$$

El problema de optimización está sujeto a restricciones mínimas y máximas que dependen de la planta física, como la altura del tanque cónico, mostrada en (4).

$$0 \text{ cm} \leq h(k) \leq 80 \text{ cm} \quad (4)$$

Otro rango para considerar como restricción son los valores de la acción de control, como en (5):

$$0 \text{ Hz} \leq u(k) \leq 60 \text{ Hz} \quad (5)$$

La Tabla III muestra los parámetros ajustados del control MPC con los cuales presentan mejor desempeño de control en la planta de tanque cónico.

Para el diseño del control MPC basado en modelos, se necesita un modelo predictivo del tanque cónico, representado en este estudio por un modelo Red neuronal Autoregresiva no lineal con entradas exógenas (NARX) no lineal, obtenido a través del proceso *System Identification* en donde se recolectan datos de entrada y salida del proceso en lazo abierto. Se aplica filtrado de datos y se ingresa al proceso de identificación con el modelo no lineal, al realizar una separación de datos con un 70% de entrenamiento y un 30% de validación como se muestra en la Fig. 5.

TABLA III
PARÁMETROS Y AJUSTES PARA EL CONTROL MPC

Parámetros	Variable	Ajustes
Horizonte de Predicción	H_p	10
Horizonte de Control	H_c	2
Peso para el objetivo de minimizar el error	λ_1	1
Peso para el objetivo de minimizar Δu	λ_2	1

El modelo NARX se basa en un modelo autorregresivo no lineal que utiliza datos históricos, como en (6).

$$\hat{y}(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-n)] \quad (6)$$

Donde $\hat{y}(k)$ corresponde la salida de nivel al resultado futuro del modelo que depende de una función con salidas pasadas y entradas futuras $y(k-n)$, $u(k-n)$, donde n describe los pasos pasados en cada instante de tiempo.

Los parámetros no lineales de la planta, como la altura anterior h_{ant} y acciones de control previas u_{ant} para obtener una altura prevista h_{pred} , están relacionados a través (7).

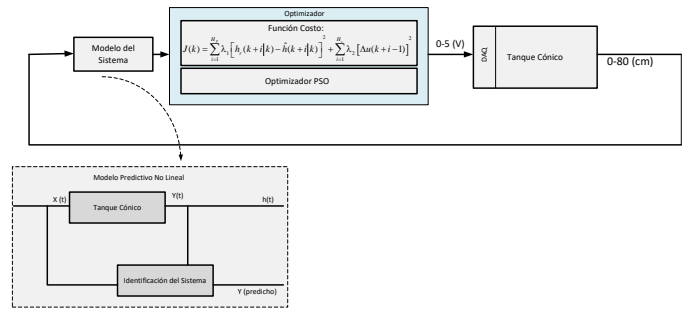


Fig. 5. Arquitectura de recuperación de modelos no lineales.

$$h_{pred} = \mathbf{A}h_{ant} + \mathbf{B}(u_{ant})^2 + \mathbf{C}\sqrt{h_{ant}} \quad (7)$$

La ecuación (7) expresa en forma general con datos históricos, donde los valores \mathbf{A} , \mathbf{B} y \mathbf{C} se obtendrán mediante regresión lineal con mínimos cuadrados.

La técnica de regresión lineal por mínimos cuadrados se utiliza especialmente para formas no lineales, donde \mathbf{A} , \mathbf{B} y \mathbf{C} se obtienen al dividir las salidas predichas por las entradas pasadas. La siguiente expresión (8) representa el modelo NARX de la planta de tanque cónico:

$$h_{pred} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} h_{ant}(k-1) \\ h_{ant}(k-2) \end{bmatrix} + \mathbf{B} \begin{bmatrix} u_{ant}(k-1) \\ u_{ant}(k-2) \end{bmatrix} + \mathbf{C} \cdot \sqrt{h_{ant}(k-1)} \quad (8)$$

donde, $\mathbf{A} = [1.3901 \ -0.3931]$, $\mathbf{B} = [0.0070 \ 0.0007]$ y $\mathbf{C} = -0.0579$

Se plantea dos soluciones para el optimizador del control MPC uno heurístico (PSO) y otro determinista (LS) que permiten obtener las acciones de control más eficientes para el control MPC.

C. Solución de MPC optimizado con PSO para un tanque cónico

La arquitectura del control MPC optimizado por PSO, que reemplaza al bloque optimizador genérico, se muestra en la Fig. 6. El optimizador PSO inicializa con un enjambre de partículas, donde cada partícula representa una posible solución (una secuencia de movimientos en la variable de control \hat{u}). Luego, cada partícula se evalúa mediante una función de aptitud que mide el error de seguimiento esperado al intercambiar información sobre sus mejores soluciones encontradas (p^*) y la solución global del enjambre (g^*) y, finalmente, las partículas encuentran la secuencia óptima \hat{u} .

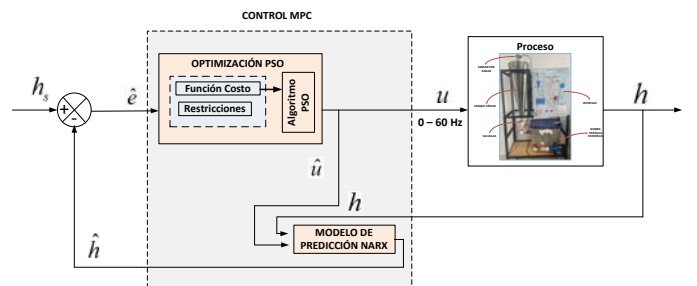


Fig. 6. Arquitectura del diagrama de control MPC-PSO.

Matemáticamente, el algoritmo PSO se describe mediante la

actualización del vector de velocidad, como en (9):

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1 rand_1(p_i^*(t) - x_i(t)) \dots + c_2 rand_2(g^*(t) - x_i(t)) \quad (9)$$

y el vector de posición como en (10):

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (10)$$

donde $v_i(t)$ es la velocidad de la partícula i , w es el factor de inercia o peso, $\{c_1, c_2\}$ son los coeficientes de aceleración que garantizan la convergencia del algoritmo, $\{rand_1, rand_2\}$ son números aleatorios en el rango $[0, 1]$, $x_i(t)$ es la posición actual de la partícula i hasta ahora y $\{p_i^*, g^*\}$ son la mejor solución alcanzada por la partícula i y la solución global alcanzada por el enjambre.

El factor de inercia, o peso w es una nueva velocidad inicialmente alta que disminuye gradualmente de forma lineal en cada iteración ($iter$) para mejorar la búsqueda local y se actualiza iterativamente como en (11):

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} \cdot iter \quad (11)$$

Los coeficientes de aceleración $\{c_1, c_2\}$ se actualizan en cada iteración de acuerdo a (12):

$$c_{(1,2)} = c_{\max} + \left(\frac{c_{\min} - c_{\max}}{iter_{\max}} \cdot iter \right) \quad (12)$$

Los valores de configuración del algoritmo PSO son: el número máximo de iteraciones, el tamaño del enjambre (número de partículas), los límites del coeficiente de aceleración y los límites del factor de inercia; cada uno de estos parámetros se estableció de acuerdo con los rangos sugeridos en [24] y depende de la perspicacia del programador al obtener la Tabla IV.

TABLA IV
PARÁMETROS DE AJUSTE DEL ALGORITMO PSO

Parámetros Ajustados	Valor
Número máximo de partículas	50
Tamaño de enjambre	20
Parámetro por Optimizar	Función Costo
Coefficientes de aceleración $\{c_1, c_2\}$	0.1 a 4
Factor Inercia w	0.5 a 0.9

D. Solución de MPC optimizado con LS para un tanque cónico

La arquitectura del control MPC optimizado por mínimos cuadrados (MPC-LS) se muestra en la Fig. 7. El optimizador por mínimos cuadrados (LS) donde (3) se define como entrada, al tomar como variable dependiente la acción de control, lo que delimita además el rango de operación de la acción de control de 0 a 60 Hz.

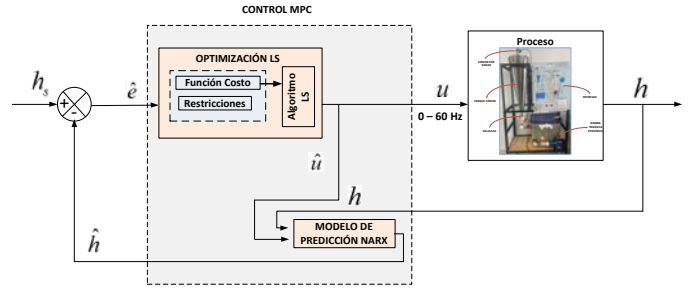


Fig. 7. Arquitectura del diagrama de control MPC-LS.

Por consiguiente, se recopilan 50 puntos de datos obtenidos de la función de costo al aplicar varias frecuencias de tal manera que se represente en un diagrama de dispersión. Luego, por medio de la función *polyfit* de MATLAB, se calcula los coeficientes de un polinomio de grado 2 que mejor se ajusta a los datos frecuencia vs función costo, lo que minimiza la suma de los cuadrados de las diferencias entre los valores de la función costo y los valores del polinomio evaluado en la frecuencia. Posteriormente, se calcula el punto mínimo de la función polinómica de grado dos obtenida de la función *polyfit*, que constituye el valor óptimo \hat{u} .

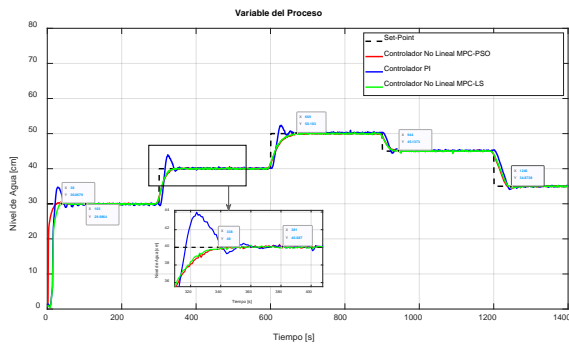
IV. RESULTADOS

Se estudiaron tres métodos de control en un tanque cónico: uno fue el control PI clásico y los otros dos fueron controles avanzados (control no lineal MPC optimizado con PSO y control no lineal MPC optimizado con LS).

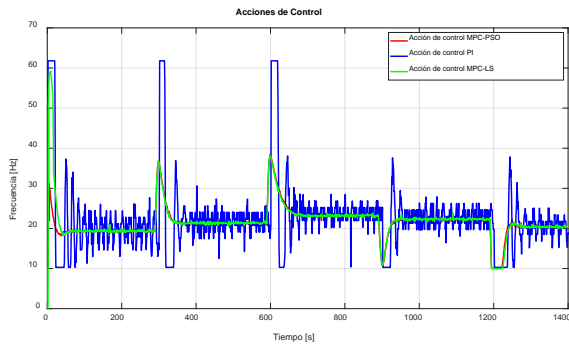
A. Resultados experimentales

Para las pruebas experimentales se evaluaron cinco set points (SPs) en intervalos de 300 s. Se parte con puntos de referencia desde el más alto y paulatinamente se intercala los valores de manera que se pueda visualizar el desempeño de los controladores en todos los puntos de operación.

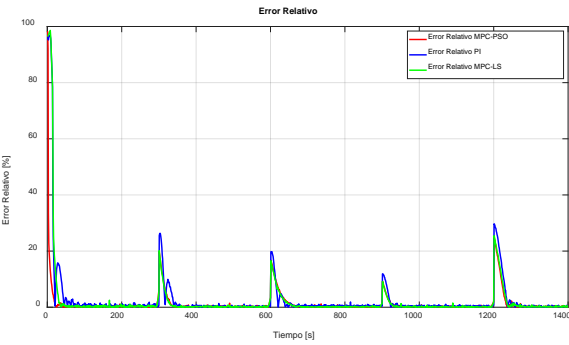
La Fig. 8a presenta la respuesta de desempeño del controlador PI en azul, el control MPC con optimización basada en PSO (MPC-PSO) se indica en rojo y el control MPC con optimización por mínimos cuadrados (MPC-LS) se muestra en verde. Se observa que la respuesta del control PI presenta sobre impulso y un tiempo de estabilización más largo, en comparación con las respuestas de los controles MPC-PSO y MPC-LS, que muestran un tiempo de estabilización más rápido y sin sobre impulso. En la Fig. 8b, en azul para el controlador PI, en rojo para el control MPC-PSO y en verde para el control MPC-LS, se puede observar que las acciones de control son estables es decir se mantiene constante en los casos de control MPC-PSO y MPC-LS. La Fig. 8c ilustra el error relativo de cada controlador con respecto al punto de consigna, donde se evidencia que la señal roja, azul y verde responden con un impulso al momento del cambio del punto de consigna. Sin embargo, el controlador permite disminuir el error relativo a cero por lo que se mantiene en estado estable al comienzo en estado estacionario.



(a)



(b)



(c)

Fig. 8. Comparación de algoritmos experimentales de control de nivel de tanques cónicos: (a) Cambios de nivel vs. punto de ajuste, (b) Acciones de control, (c) error relativo.

La Tabla V resume el desempeño de los tres controladores implementados. Se obtuvo los siguientes resultados: el control PI muestra un sobre impulso (OS) del 15.6 % y un tiempo de estabilización (t_s) de 60.8 s en comparación con el control MPC-LS que tiene un tiempo de estabilización de 42.6 s sin sobre impulso y el control MPC-PSO de igual forma no tienen sobre impulso y su tiempo de estabilización es de 46 s.

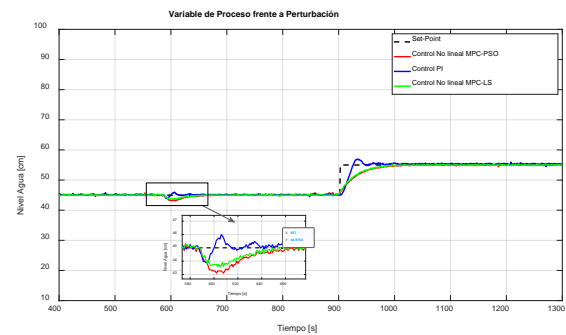
TABLA V
ESPECIFICACIONES DE DESEMPEÑO DEL SISTEMA DE CONTROL DE NIVEL

Método	t_r [s]	OS [%]	t_s [s]
Control no lineal MPC-PSO	31.5	0%	46
Control PID	27.66	15.6%	60.8
Control no lineal MPC-LS	30.66	0%	42.6

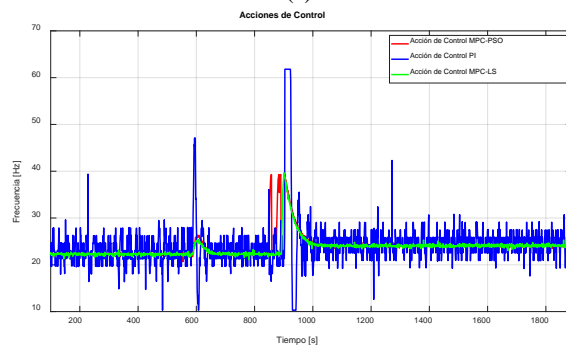
B. Resultados experimentales con perturbaciones

Para el análisis de los resultados experimentales frente a

perturbaciones, se aplicó la apertura en un porcentaje del 40% al 60% de la válvula manual ubicada a la salida del tanque cónico a los 590 s. La Fig. 9a muestra en rojo el comportamiento de la señal en presencia de perturbaciones con el control MPC-PSO, en azul con el control PI y en verde con el control MPC-LS. Cabe destacar que a los 590 s, cuando se produce la perturbación, el controlador PI reacciona rápidamente en comparación con los controles MPC-PSO y MPC-LS. Sin embargo, presenta un sobre impulso superior al 2%. Mientras que a los 900s se realiza un cambio de set point que muestra la presencia del 2% de sobre impulso al usar el control PI. Por lo contrario al usar los controles MPC-PSO y MPC-LS no presentan sobre impulso. La Fig. 9b ilustra que la acción de los controles MPC-PSO y MPC-LS es más estable en estado estacionario.



(a)



(b)

Fig. 9. Comparación del desempeño de los controladores PI, MPC-PSO y MPC-LS ante perturbación manual: (a) Nivel frente a perturbaciones, (b) Acciones de control.

En la Tabla VI se resume los tiempos promedio del desempeño de los tres controladores implementados y su comportamiento ante una perturbación manual, donde se obtienen los siguientes resultados: los tres controles responden rápidamente ante la perturbación con un tiempo de asentamiento promedio aproximado de 67.5 s, sin embargo, el control tradicional muestra la presencia de sobre impulso superior al 2%.

TABLA VI
ESPECIFICACIONES DE DESEMPEÑO DEL SISTEMA DE CONTROL DE NIVEL

Método	t_r [s]	OS [%]	t_s [s]
Control no lineal MPC-PSO	45.7	0%	67.5
Control PID	7	2%	75.5
Control no lineal MPC-LS	45.7	0%	67.5

V. CONCLUSIONES

Los hallazgos de este estudio demuestran que al implementar un control avanzado MPC en contraste con un control PI tradicional, su desempeño en tiempos de establecimiento es del 23% más rápida su respuesta ante cambios de set points, a diferencia del control PI tradicional que muestra un 15.6% de sobre impulso y tiempo de estabilización de 60.8 s.

El control MPC ajustados con optimizador heurístico (PSO) se obtiene un tiempo de subida (t_r) de 30.66 s sin presencia de sobre impulso; y por optimizador determinístico (LS) con un tiempo de estabilización (t_s) de 42.6 s sin sobre impulso, lo que verifica tiempos con solución similar.

Los controladores propuestos MPC-PSO y MPC-LS alcanzan similares resultados en los indicadores de desempeño. Sin embargo, el control MPC-LS es el adecuado en el aspecto de respuestas rápidas a un bajo costo computacional, a diferencia del control MPC-PSO que requiere un esfuerzo computacional al calcular una posible solución por cada partícula, al buscar una solución global por cada iteración.

El trabajo sustenta que el uso del control PI tradicional no es óptimo. Si bien es rápido en el tiempo de subida, presenta un sobre impulso considerable, mientras que el control MPC-PSO y MPC-LS ofrecen rápidos tiempos de respuesta y no tienen presencia de sobre impulsos, lo que permite una mayor durabilidad de los componentes del tanque cónico.

Como trabajo futuro, se propone agregar pruebas de significancia estadística, al explorar la generalización a otros sistemas no lineales, con la ventaja de obtener más datos de diagnóstico para el modelo NARX.

RECONOCIMIENTOS

Agradecemos a la Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE) y al Laboratorio de Control Inteligente e Industria 4.0 su interés y apoyo en esta investigación, que proporcionaron los permisos necesarios para realizar el trabajo en sus instalaciones. Reconocemos el aporte de su profesora, Dra. Jacqueline Llanos, y de su asistente de laboratorio, Ing. Luis Vargas.

REFERENCIAS

[1] G. Saravanakumar, S. Dinesh, S. Preteep, P. Sridhar, y others, "Controller tuning method for non-linear conical tank system", *Asian Journal of Applied Science and Technology (AJAST)*, vol. 1, n.o 2, pp. 224-228, 2017.

[2] F. T. Cruz, R. D. Fernandez, A. G. Guizado, y J. F. Zorrilla, "A comparison of Gain Scheduling PID and μ -Synthesis Robust Level Control for a Conical Tank System", en *2021 IEEE XXVIII International*

Conference on Electronics, Electrical Engineering and Computing (INTERCON), 2021, pp. 1-4.

- [3] C. Jauregui, M. D. Mermoud, G. Lefranc, R. Orostica, J. C. T. Torres, y O. Beytia, "Conical tank level control with fractional PID", *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 6, pp. 2598-2604, 2016.
- [4] C. Priya y P. Lakshmi, "Fractional order controller design and particle swarm optimization applied to a nonlinear system", en *2011 International Conference on Recent Trends in Information Technology (ICRTIT)*, 2011, pp. 959-964.
- [5] D. Mercy y S. Girirajkumar, "An algorithmic approach based PSO-PID tuning of a real time process used in waste water treatment", en *International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*, 2017, pp. 871-876.
- [6] S. E. Berrones Asqui, R. M. Barcia Macías, O. M. Escrig, y J. A. Romero Pérez, "Sintonización de controladores PID para control de velocidad de motores de corriente continua mediante algoritmos genéticos.", 2019.
- [7] V. Ravi y T. Thyagarajan, "Application of adaptive control technique to interacting Non Linear Systems", en *2011 3rd International Conference on Electronics Computer Technology*, 2011, pp. 386-392.
- [8] V. Aparna, M. Hussain, D. N. Jamal, y M. M. Shajahan, "Implementation of gain scheduling multiloop PI controller using optimization algorithms for a dual interacting conical tank process", en *2nd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)*, 2018, pp. 598-603.
- [9] M. A. George, D. V. Kamath, y I. Thirunavukkarasu, "An Optimized Fractional-Order PID (FOPID) Controller for a Non-Linear Conical Tank Level Process", en *IEEE Applied Signal Processing Conference (ASPCON)*, 2020, pp. 134-138.
- [10] R. Valarmathi, P. Theerthagiri, y S. Rakeshkumar, "Design and analysis of genetic algorithm based controllers for non linear liquid tank system", en *IEEE-international conference on advances in engineering, science and management (ICAESM-2012)*, 2012, pp. 616-620.
- [11] V. Ravi, T. Thyagarajan, y M. M. Darshini, "A multiple model adaptive control strategy for model predictive controller for interacting non linear systems", en *International Conference on Process Automation, Control and Computing*, 2011, pp. 1-8.
- [12] K. Montaluisa, L. Vargas, J. Llanos, y P. Velasco, "Model Predictive Control for Level Control of a Conical Tank", *Processes*, vol. 12, n.o 8, p. 1702, 2024.
- [13] T. Madhubala, M. Boopathy, J. S. Chandra, y T. Radhakrishnan, "Development and tuning of fuzzy controller for a conical level system", en *International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing*, 2004, pp. 450-455.
- [14] K. Montaluisa, L. Vargas, J. Llanos, y C. Chaquinga, "Intelligent Control Algorithm Based on Fuzzy Logic for Level Control of a Conical Tank", en *IEEE Eighth Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM)*, 2024, pp. 1-5.
- [15] J. B. D. C. Neto y O. M. Almeida, "Interval Type-2 Fuzzy Logic PID Controller Based on Phase and Margins Gains of the System Applied to a Non-Linear Control of a Conical Tank", en *14th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT)*, 2022, pp. 171-176.
- [16] G. Tamilselvan y P. Aarthy, "Online tuning of fuzzy logic controller using Kalman algorithm for conical tank system", *Journal of applied research and technology*, vol. 15, n.o 5, pp. 492-503, 2017.
- [17] D. S. Aarti y N. Arun, "Liquid level control of quadruple conical tank system using linear PI and fuzzy PI controllers", en *2nd International Conference for Emerging Technology (INCET)*, 2021, pp. 1-5.
- [18] V. Ravi, T. Thyagarajan, y S. Y. Priyadharshni, "Gain scheduling adaptive model predictive controller for two conical tank interacting level system", en *Third International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT'12)*, 2012, pp. 1-7.
- [19] M. A. Duarte-Mermoud y F. Milla, "Model predictive power stabilizer optimized by PSO", en *IEEE International Conference on Automatica (ICA-ACCA)*, 2016, pp. 1-7.
- [20] H. B. Novin y H. Ghadiri, "Particle swarm optimization base explicit model predictive controller for limiting shaft torque", en *5th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems (CFIS)*, 2017, pp. 35-40.

- [21] Z. Cai, "Application of PSO Algorithm in Optimizing BP Neural Network", en *IEEE 2nd International Conference on Control, Electronics and Computer Technology (ICCECT)*, 2024, pp. 853-859.
- [22] L. Shi, X. Tang, y J. Lv, "PCA-based PSO-BP neural network optimization algorithm", en *The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC)*, 2015, pp. 1720-1725.
- [23] R. P. Borase, D. Maghade, S. Sondkar, y S. Pawar, "A review of PID control, tuning methods and applications", *International Journal of Dynamics and Control*, vol. 9, pp. 818-827, 2021.
- [24] J. Kennedy y R. Eberhart, "Particle swarm optimization", en *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, 1995, pp. 1942-1948.