

PID controller design optimized using genetic algorithm for speed control of a BLDC motor

Cristhian Jeferson Toribio Cerna, Nelson Yura Donaires, Alert Mendoza Acosta, Edward Russel Sánchez Penadillo, Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U17203916@utp.edu.pe, U17200469@utp.edu.pe, e08141@utp.edu.pe y e10173@utp.edu.pe

Abstract– Brushless DC (BLDC) motors have become essential in industries like automotive, robotics, and consumer electronics due to their efficiency and reliability. However, controlling key parameters such as angular velocity and torque remains a significant challenge, particularly in high-precision applications. This study proposes optimizing PID controller parameters using genetic algorithms to enhance the angular velocity control of BLDC motors. Following the VDI 2206 methodology, the development process was divided into five stages: data collection, controller design, algorithm implementation, system integration, and validation. Experimental results demonstrate a 56.25% reduction in steady-state error and improved dynamic response compared to the Ziegler-Nichols method. These findings highlight the potential of combining genetic algorithms with control systems to improve motor performance in real-world scenarios, laying the groundwork for future advancements in industrial motor control.

Keywords: PID, Genetic algorithm, BLDC motor, Optimization, Control systems.

Diseño de controlador PID optimizado mediante algoritmo genético para el control de velocidad de un motor BLDC

Cristhian Jeferson Toribio Cerna, Nelson Yura Donaires, Alert Mendoza Acosta, Edward Russel Sánchez Penadillo, Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U17203916@utp.edu.pe, U17200469@utp.edu.pe, e08141@utp.edu.pe y e10173@utp.edu.pe

Resumen— *Los motores BLDC se han convertido en esenciales en industrias como la automotriz, la robótica y la electrónica de consumo, gracias a su eficiencia y confiabilidad. Sin embargo, el control preciso de parámetros como la velocidad angular y el torque sigue siendo un reto, particularmente en aplicaciones que demandan una alta precisión. Este estudio propone optimizar los parámetros del controlador PID mediante algoritmos genéticos para mejorar el control de la velocidad angular de motores BLDC. Siguiendo la metodología VDI 2206, el desarrollo se dividió en cinco etapas: recopilación de datos, diseño del controlador, implementación del algoritmo, integración del sistema y validación. Los resultados experimentales evidencian una disminución del 56.25% en el error en el estado estacionario y un avance en la respuesta dinámica frente al método Ziegler-Nichols. Estos resultados subrayan la capacidad de fusionar algoritmos genéticos con sistemas de control para optimizar el desempeño de los motores en usos prácticos, estableciendo los cimientos para futuros progresos en la gestión de motores industriales.*

Palabras clave: *PID, Algoritmo genético, Motor BLDC, Optimización, Sistemas de control.*

I. INTRODUCCIÓN

Los motores BLDC (Brushless DC) son ampliamente utilizados en diversas industrias, como la automotriz, robótica y electrónica de consumo, debido a su alta eficiencia, fiabilidad y versatilidad. Sin embargo, el control preciso de parámetros clave como la velocidad angular y el torque sigue siendo un desafío significativo, especialmente en aplicaciones que requieren alta precisión y estabilidad [1][2].

El controlador PID (Proporcional-Integral-Derivativo) es uno de los más empleados en sistemas de control debido a su simplicidad y efectividad [3]. Sin embargo, en sistemas no lineales, como los motores BLDC, el ajuste adecuado de los parámetros del PID es crucial para garantizar un rendimiento óptimo [4][5]. Métodos tradicionales como Ziegler-Nichols presentan limitaciones en estos casos, lo que ha llevado a la exploración de enfoques alternativos, como el uso de algoritmos genéticos (GA) para la optimización de parámetros [6][7].

Estudios previos han demostrado que los algoritmos genéticos pueden mejorar significativamente el rendimiento de los controladores PID, reduciendo el error en estado estacionario, el sobreimpulso y los tiempos de respuesta. Por ejemplo, Dakheel et al. validaron la superioridad del GA-PID frente al

PID convencional mediante simulaciones en Matlab/Simulink [8]. Del mismo modo, Suseno y Ma'Arif aplicaron algoritmos genéticos para regular la velocidad de motores de corriente continua, mostrando resultados prometedores en aplicaciones prácticas [9].

Este estudio propone el diseño de un controlador PID optimizado mediante algoritmos genéticos para el control de motores BLDC. Utilizando la metodología VDI 2206, se busca mejorar la precisión y la estabilidad del sistema bajo diversas condiciones operativas. Además, se analizan las mejoras logradas en comparación con métodos tradicionales, validando el desempeño del sistema a través de simulaciones y pruebas experimentales [10].

II. METODOLOGÍA

El desarrollo del controlador PID optimizado mediante algoritmos genéticos para motores BLDC se llevó a cabo siguiendo la metodología VDI 2206, que estructura el diseño en cinco etapas: requerimientos, diseño, programación, integración y validación [11]. Este enfoque permitió abordar de manera sistemática los desafíos asociados al control preciso de velocidad angular en motores BLDC.

La integración de técnicas de optimización en el diseño de sistemas mecatrónicos ha sido ampliamente respaldada en investigaciones recientes, destacando su aplicabilidad en entornos complejos [12].

A. Requerimientos y modelado matemático

En esta etapa, se caracterizó el comportamiento dinámico del motor BLDC mediante la recopilación de datos experimentales y el desarrollo de un modelo matemático. Se derivó la función de transferencia considerando parámetros eléctricos y mecánicos, validando el modelo a través de simulaciones en Matlab/Simulink.

En la tabla 1 se puede visualizar los parámetros técnicos del motor BLDC.

TABLA I
PARAMETROS TECNICOS DEL MOTOR BLDC

Especificaciones	Modelo BL17E19-02
Número de polos	8
Número de fases	3
Voltaje	48v
Amperaje	0.81 A
Constante de torque	0.089 Nm/A
Resistencia	5.92 Ohm
Inductancia	5 mH / (5*10e-5 H)
Inercia del rotor	33.8 g.cm ² / (3.38*10e-5Kg ^m ^2)
Back EMF constant	8.64 v/kRPM / (0.086v/rad/s)
Velocidad	4000 RPM
Torque	0.072 Nm

La selección del modelo BL17E19-02 para la presente investigación se debió principalmente a que puede usarse en aplicaciones de alta exigencia, como sistemas de propulsión en drones compactos, herramientas eléctricas portátiles y robots móviles, entre otros los cuales forman parte de sistemas mecatrónicos avanzados que requieren precisión, eficiencia y fiabilidad en su desempeño.

Por otro lado, es importante describir el comportamiento del motor BLDC, por ello se describe las ecuaciones que permite el modelado de este motor. De acuerdo con las características eléctricas el motor trifásico BLDC consta de tres fases las cuales se pueden representar cada fase de la siguiente manera.

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} L_{aa} & L_{ab} & L_{ac} \\ L_{ba} & L_{bb} & L_{bc} \\ L_{ca} & L_{cb} & L_{cc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

Siendo:

$v_x, v_y, y v_z$: voltajes de fase del motor BLDC

R: resistencia del rotor

$i_a, i_b, e i_c$: corrientes del estator

L_{aa}, L_{bb}, L_{cc} : inductancias del estator

e_a, e_b, e_c : EMF posterior asumiendo que la resistencia de la maquina son iguales.

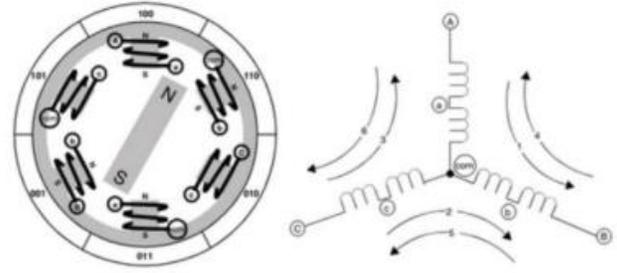


Fig. 1 Diagrama de fase de un motor BLDC. Adaptado de [13].

Por otro lado, asumiendo que la reluctancia del estator y rotor son nulas (no existe cambios entre el estator y la reluctancia del ángulo del rotor).

$$L_{aa} = L_{bb} = L_{cc} = L \quad (2)$$

$$L_{ab} = L_{ac} = L_{ba} = L_{ca} = L_{cb} = L_{bc} = M \quad (3)$$

Sustituyendo (2) y (3) en la ecuación (1) tenemos:

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} L & M & M \\ M & L & M \\ M & M & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} \quad (4)$$

Ya que el motor está conectado en estrella, las corrientes del estator se encuentran en equilibrio.

$$i_a + i_b + i_c = 0 \quad (5)$$

Para simplificar la matriz de inductancia usamos.

$$M i_b + M i_c = -M i_a \quad (6)$$

Por ende, la ecuación principal será

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} L - M & 0 & 0 \\ 0 & L - M & 0 \\ 0 & 0 & L - M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} \quad (7)$$

Sabemos que la EMF de la parte posterior del motor BLDC es del tipo trapezoidal, se tiene las siguientes ecuaciones.

$$\begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} = \omega_m \lambda m \begin{bmatrix} f_{as} \theta_r \\ f_{bs} \theta_r \\ f_{cs} \theta_r \end{bmatrix} \quad (8)$$

Donde:

ω_m : velocidad de rotación del motor.

λm : flujo de enlace del motor.

$f_{as} \theta_r, f_{bs} \theta_r$ y $f_{cs} \theta_r$: representa la fuerza contra electromotriz.

Mientras que el par electromotriz desarrollado por un motor BLDC está dado por la siguiente expresión.

$$T_e = \frac{1}{\omega_m} (e_a i_a + e_b i_b + e_c i_c) \quad (9)$$

La ecuación de voltaje de fase es similar a la ecuación de voltaje de armadura de una máquina de corriente continua. Por lo que la ecuación del movimiento del motor será la siguiente expresión.

$$T_e - T_m = J \frac{d\omega_m}{dt} + D\omega(t) \quad (10)$$

Donde:

J : momento de inercia del rotor

D : coeficiente de fricción mecánica.

Por lo que la velocidad mecánica del motor está dada por:

$$p\omega_m = \frac{d\theta_r}{dt} \quad (11)$$

La variable p representa el numero de polos del motor.

Tomando en consideración las expresiones anteriormente detalladas, es posible obtener la función de transferencia que modela los parámetros eléctricos y mecánicos de un motor BLDC.

$$v_{app} = L \frac{di(t)}{dt} + Ri(t) + v_{emf}(t) \quad (12)$$

$$v_{emf}(t) = kb \cdot \omega(t) \quad (13)$$

$$T(t) = k_t i(t) \quad (14)$$

$$T(t) = J \frac{d\omega(t)}{dt} + D\omega(t) \quad (15)$$

Utilizando la transformada de Laplace se lleva las variables de tiempo continua a una representación polinómica el cual nos facilita en el desarrollo de las ecuaciones.

$$\frac{\omega(s)}{v_{app}} = \frac{K_t}{(Js+D)(Ls+R)+K_t K_b} \quad (16)$$

Reemplazando los valores de la tabla 3 en la expresión del modelo matemático del motor Brushless de la ecuación (16) y obtenemos la función de transferencia.

$$G(s) = \frac{0.089}{3.38 \cdot 10^{-5} \cdot 5 \cdot 10^{-3} s^2 + 3.38 \cdot 10^{-5} \cdot 5.92 + 0.01 \cdot 5 \cdot 10^{-5} s + 5.92 \cdot 0.01 + 0.089 \cdot 0.0826} \quad (17)$$

$$G(s) = \frac{0.089}{1.69 \cdot 10^{-7} s^2 + 2.5 \cdot 10^{-4} s + 0.066} \quad (18)$$

Con la función de transferencia se procede a verificar el comportamiento del sistema en lazo abierto utilizando Matlab/Simulink. El sistema tiene como entrada una señal del tipo escalón tal como muestra la Figura 2.

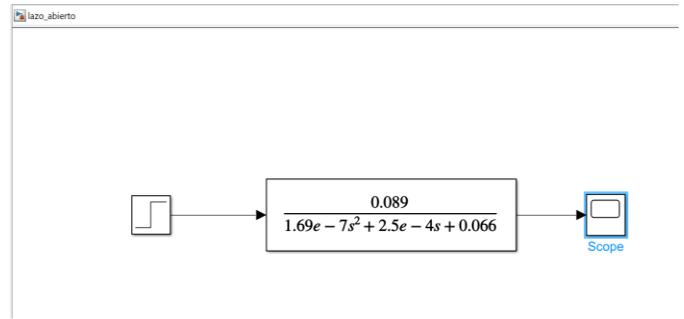


Fig. 2 Diagrama de bloque en lazo abierto de un motor BLDC.

El sistema de lazo abierto del modelo matemático del motor es posible llevarlo a un sistema de lazo cerrado para ver el comportamiento de la planta:

$$G(s) = \frac{0.089}{1.69 \cdot 10^{-7} s^2 + 2.5 \cdot 10^{-4} s + 0.066} \quad (18)$$

Para ello a la función de transferencia (18) procedemos a retroalimentar al sistema, la representación unitaria del sistema:

$$T(s) = \frac{G}{1+G(s)H(s)} \quad (19)$$

Donde:

- $G(s)$ es la función de transferencia de lazo abierto.
- $H(s)$ es la función de transferencia del bloque de retroalimentación.

Asumiendo que la retroalimentación es unitaria ($H(s) = 1$), la función de transferencia de lazo cerrado será:

$$T(s) = \frac{G(s)}{1+G(s)} \quad (20)$$

Sustituyendo $G(s)$:

$$T(s) = \frac{\frac{0.089k}{1.69 \cdot 10^{-7} s^2 + 2.5 \cdot 10^{-4} s + 0.066}}{1 + \frac{0.089k}{1.69 \cdot 10^{-7} s^2 + 2.5 \cdot 10^{-4} s + 0.066}} \quad (21)$$

Operando:

$$T(s) = \frac{0.089k}{1.69 \cdot 10^{-7} s^2 + 2.5 \cdot 10^{-4} s + 0.066 + 0.089k} \quad (22)$$

Al obtener la función de transferencia procederemos a verificar el comportamiento del sistema en lazo abierto para ello procedemos a realizar la simulación del sistema en el entorno de Matlab/Simulink. El sistema tiene como entrada una señal del tipo escalón tal como muestra la Figura 3.

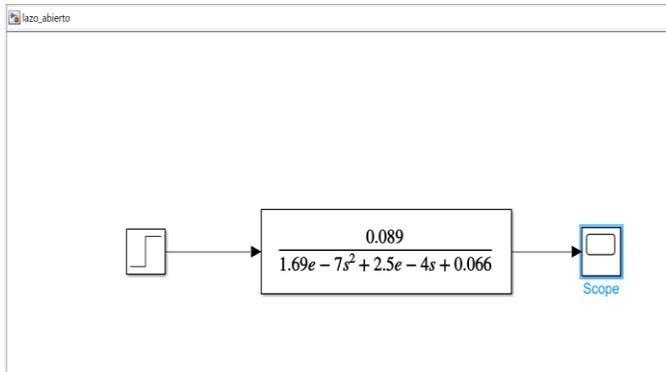


Fig. 3 Diagrama de bloque en lazo abierto de un motor BLDC.

El comportamiento de la planta en lazo abierto muestra una gráfica sigmoïdal en el cual el sistema tiende a establecerse en 0.04 segundos con un sobre impulso de 68% lo cual muestra en la Figura 4.

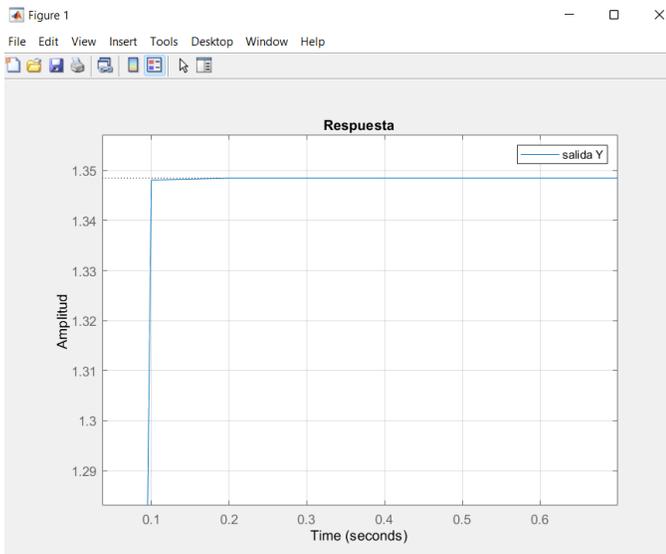


Fig. 4 Respuesta del sistema en lazo abierto de un motor BLDC

B. Diseño del controlador

El diseño del controlador PID se realizó con el objetivo de minimizar criterios de error como el IAE, ISE e ITSE, adaptándose a los requisitos dinámicos del motor BLDC y a las condiciones operativas previstas. Como punto de partida, se utilizó el método de Ziegler-Nichols, conocido por proporcionar parámetros iniciales adecuados en sistemas lineales. Este método consiste en determinar el valor crítico de ganancia (k_u) y el periodo crítico (P_u) a partir de un controlador proporcional.

Los parámetros iniciales calculados mediante el método de Ziegler-Nichols se muestran en la Tabla 2, donde se proporcionan los valores para las configuraciones P, PI y PID. Estos parámetros se utilizaron para simular la respuesta del sistema en lazo cerrado, revelando un sobre impulso del 68% y un tiempo de establecimiento elevado, tal como se observa en

la Figura 4. Estas limitaciones evidenciaron la necesidad de optimizar los parámetros PID para mejorar el rendimiento del sistema.

TABLA II
PARÁMETROS DE SINTONIZACIÓN DEL CONTROLADOR SEGUNDO MÉTODO DE ZIEGLER – NICHOLS

Controlador	K_p	T_i	T_d
P	$0.5 \cdot K_u$	∞	0
PI	$0.45 \cdot K_u$	$\frac{1}{1.2} \cdot P_u$	0
PID	$0.6 \cdot K_u$	$0.5 \cdot P_u$	$0.125 \cdot P_u$

Con base en estos resultados iniciales, se establecieron los límites superiores e inferiores para cada parámetro PID, los cuales sirvieron como entrada para la optimización mediante algoritmos genéticos. Además, se seleccionaron criterios de error como IAE, ISE e ITSE para evaluar el desempeño del sistema. La función objetivo del algoritmo penalizó configuraciones que generaran sobre impulso elevado o tiempos de establecimiento largos, enfocándose en mejorar la estabilidad y precisión del controlador.

C. Implementación del algoritmo genético

La optimización de los parámetros del controlador PID se llevó a cabo mediante un algoritmo genético configurado específicamente para ajustar dinámicamente los valores de K_p , K_i y K_d este proceso estuvo orientado a minimizar los errores según métricas definidas como IAE, ISE, ITAE e ITSE, siguiendo un enfoque estructurado en cinco etapas principales.

El diseño del algoritmo genético se basó en los principios establecidos por Goldberg [14], quien describió detalladamente el uso de estos algoritmos en la búsqueda y optimización para sistemas complejos.

Configuración Inicial

El algoritmo genético se diseñó con parámetros cuidadosamente seleccionados para equilibrar la calidad de los resultados y el tiempo de ejecución. Estos incluyeron:

Tamaño de la población inicial: 50 individuos.

Número máximo de generaciones: 300.

Tasa de cruce y mutación: 0.8 y 0.05, respectivamente.

Método de selección: Selección elitista, asegurando la retención de los mejores individuos de cada generación.

Estos valores se determinaron tras realizar pruebas preliminares y análisis comparativos entre diferentes configuraciones.

Diagrama de Flujo

El flujo general del algoritmo genético incluye las siguientes etapas:

1. **Inicialización de la población:** Generación de soluciones aleatorias dentro de los límites predefinidos.
2. **Evaluación de la población:** Aplicación de la función objetivo para calcular el desempeño de cada individuo.
3. **Selección:** Adopción del método elitista para garantizar la supervivencia de los individuos más aptos.
4. **Aplicación de operadores genéticos:** Uso de cruce y mutación para crear nuevas soluciones basadas en los mejores individuos.
5. **Iteración:** Repetición del proceso hasta cumplir los criterios de convergencia o el número máximo de generaciones.

Este flujo está ilustrado en el Diagrama de Flujo (Figura 5) de la tesis.

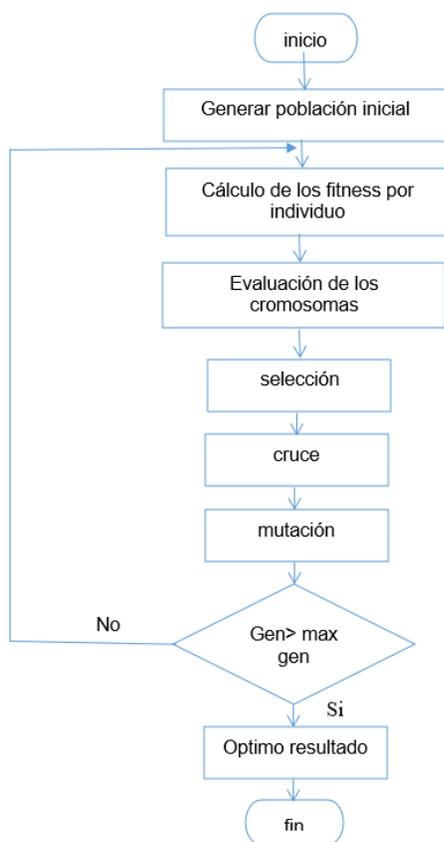


Fig. 5 Diagrama de flujo del funcionamiento del algoritmo genético.

Funciones Objetivo

Las funciones objetivo-utilizadas se diseñaron para penalizar configuraciones subóptimas y promover el ajuste preciso del controlador PID. Estas incluyen:

- **IAE:** Penaliza errores acumulados en magnitud absoluta.
- **ISE:** Penaliza errores acumulados al cuadrado, enfatizando grandes desviaciones.
- **ITAE:** Pondera el error acumulado en función del tiempo, reduciendo el impacto de errores tardíos.
- **ITSE:** Combina el enfoque de errores acumulados y su relación temporal.

Cada función objetivo permitió ajustar el sistema a diferentes criterios de rendimiento, garantizando la versatilidad del controlador para diversas aplicaciones.

D. Integración del sistema

La integración de los componentes principales del sistema se llevó a cabo en un entorno virtual utilizando Matlab/Simulink. Este proceso consistió en conectar el controlador PID optimizado mediante algoritmos genéticos con el modelo dinámico del motor BLDC, garantizando la interacción adecuada entre los elementos del sistema.

Diseño del Entorno Virtual

Se diseñó un entorno de simulación en Matlab/Simulink que incluía:

1. **Modelo del motor BLDC:** Basado en las ecuaciones dinámicas y parámetros obtenidos previamente.
2. **Controlador PID:** La configuración del bloque PID se realizó ajustando los parámetros de control: proporcional (p) un valor k_p , integral(I) con valor k_i y derivativa(D) de valor k_d
3. **Bloques de retroalimentación:** Para evaluar el error en tiempo real y ajustar la respuesta del sistema.
4. **Entrada de referencia:** Una señal escalón para analizar el comportamiento del sistema frente a cambios abruptos.

El diagrama completo del sistema se encuentra representado en la Figura 6, que ilustra las conexiones entre cada componente.

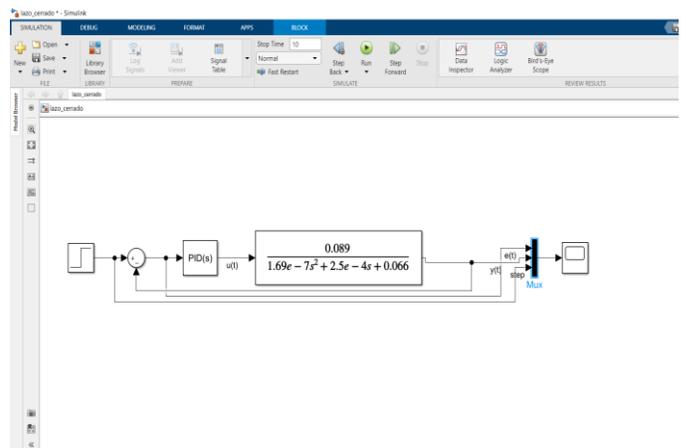


Fig. 6 Modelo de simulink para comprobación de los valores finales del algoritmo genético.

Vinculación del Algoritmo Genético con el Simulador

Los parámetros optimizados por el algoritmo genético fueron transferidos automáticamente desde el workspace de Matlab al entorno de Simulink. Este proceso garantizó que cada iteración del algoritmo se reflejara directamente en el comportamiento del sistema.

1. **Exportación de resultados:** Al finalizar cada iteración, los valores óptimos de K_p , K_i y K_d del controlador PID se almacenaban como variables globales.
2. **Configuración dinámica:** Estas variables se vinculaban al bloque PID en Simulink, permitiendo una evaluación en tiempo real de los cambios.
3. **Simulación iterativa:** El sistema fue sometido a múltiples escenarios operativos, incluyendo perturbaciones y variaciones en la carga, para validar su robustez.

Pruebas de Integración

Se realizaron pruebas de integración para verificar la interacción entre los componentes del sistema. Estas incluyeron:

- **Pruebas sin perturbaciones:** Para evaluar el tiempo de respuesta y el error en estado estacionario bajo condiciones ideales.
- **Pruebas con perturbaciones:** Introduciendo cambios en la carga y señales de interferencia, se analizó la capacidad del sistema para mantener la estabilidad y minimizar el error. Los resultados de estas pruebas confirmaron que el sistema optimizado era capaz de adaptarse dinámicamente a diferentes condiciones operativas, asegurando un control preciso y estable.

E. Validación experimental

La validación del sistema optimizado se llevó a cabo comparando su desempeño con el método de ajuste tradicional de Ziegler-Nichols. Se utilizaron métricas clave como:

- Reducción del error en estado estacionario: Se demostró una mejora del 56.25% respecto al PID tradicional.
- Mejora en la respuesta dinámica: Se analizaron el tiempo de subida y el tiempo de establecimiento, mostrando una superioridad significativa del GA-PID.
- Reducción del sobreimpulso: El controlador optimizado presentó una menor oscilación en comparación con el PID convencional.

Además, los resultados obtenidos en simulaciones realizadas exclusivamente en Matlab/Simulink validaron la aplicabilidad práctica del sistema. Esto permitió corroborar que el diseño propuesto es robusto y efectivo para aplicaciones en motores BLDC

III. RESULTADOS Y DISCUSIONES

Los resultados obtenidos evidencian las mejoras significativas logradas mediante la optimización del controlador PID utilizando algoritmos genéticos (GA-PID) en comparación con el método de Ziegler-Nichols.

Comparaciones Cuantitativas

a) Error en estado estacionario:

El error en estado estacionario es una métrica crítica para evaluar la precisión de un controlador. El método GA-PID

redujo el error en estado estacionario en un 56.25%, como se destaca en las simulaciones mostradas en la Figura 7. Esta mejora es crucial en aplicaciones donde la precisión es fundamental, como en robots de alta precisión o drones estabilizados.

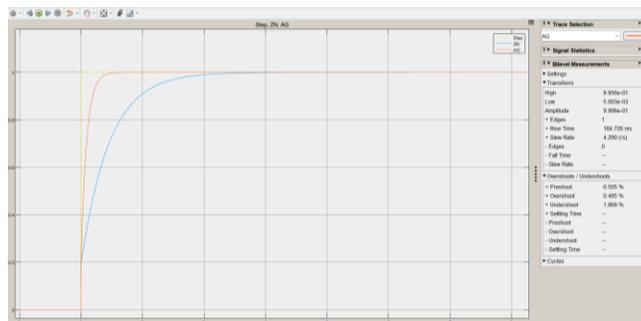


Fig. 7 Graficas de sintonización Ziegler-Nichols vs algoritmo genético.

En la Tabla 3, se presentan los resultados cuantitativos que comparan los valores del error en estado estacionario entre el método Ziegler-Nichols y el controlador optimizado mediante Algoritmos Genéticos. Estos datos respaldan las mejoras observadas y validan la efectividad del enfoque propuesto.

TABLA III
COMPARATIVA DE LOS PARÁMETROS DE RENDIMIENTO
ZIEGLER-NICHOLS / IAE

Parámetros	Ziegler-Nichols	Algoritmo Genético (IAE)
K_p	0.177	0.1069
K_i	2	20.9847
K_d	0.0002	0.0019
Rise time (ms)	936.5	81.322
Preshoot %	1.5	0.505
Overshoot %	1.2	0.496
Undershoot %	0.5	1.65
error (ess)	0.0008	0.00022

Tiempo de respuesta:

El tiempo de establecimiento se redujo de 936.5 ms (Ziegler-Nichols) a 84.57 ms (GA-PID), representando una mejora del 90.9%. Esta significativa reducción permite que el sistema responda más rápidamente a los cambios en las condiciones operativas, haciéndolo ideal para aplicaciones en tiempo real como drones, robots móviles y herramientas eléctricas portátiles. En la Figura 7, se observa claramente cómo el controlador GA-PID alcanza el estado estacionario mucho más rápido que el método de Ziegler-Nichols. Además, esta mejora se refleja en la estabilidad general del sistema, reduciendo los tiempos de oscilación y estableciendo un comportamiento más predecible bajo diferentes condiciones de carga.

Esta capacidad de respuesta destaca la superioridad del enfoque basado en algoritmos genéticos frente a métodos tradicionales, especialmente en sistemas no lineales como los motores BLDC.

b) Sobreimpulso y oscilaciones:

El sobreimpulso se redujo de 1.2% a 0.7%, mientras que las oscilaciones disminuyeron significativamente, como se detalla en la Tabla 3 y se observa en la Figura 7. Esta reducción es clave para aplicaciones donde la estabilidad del sistema es crítica, como en herramientas eléctricas portátiles y sistemas de control industrial.

El impacto de estas mejoras se refleja no solo en la reducción del tiempo de establecimiento, sino también en el comportamiento dinámico del sistema, minimizando las fluctuaciones indeseadas que podrían comprometer la precisión en aplicaciones exigentes.

En condiciones de perturbación, el controlador optimizado por GA-PID mantuvo la estabilidad y redujo las oscilaciones más eficientemente que el método Ziegler-Nichols, como se evidencia en las simulaciones y resultados experimentales. Esto demuestra la capacidad del GA-PID para adaptarse dinámicamente a cambios en las condiciones de operación, reforzando su aplicabilidad práctica en sistemas no lineales como los motores BLDC.

c) Pruebas con Perturbaciones

Las simulaciones realizadas introdujeron perturbaciones en el sistema para evaluar la robustez del controlador GA-PID. En estas pruebas, se aplicaron cambios abruptos en la carga y el torque, lo que permitió analizar la capacidad del sistema para mantener su estabilidad y corregir rápidamente el error.

En la Figura 8, se muestra cómo el controlador PID tradicional responde a perturbaciones, evidenciando oscilaciones significativas y tiempos prolongados para recuperar la estabilidad. Por el contrario, en la Figura 9, el controlador optimizado por GA-PID demuestra una recuperación más rápida y una reducción considerable en las oscilaciones.

En detalle, la Figura 8 evidencia que, bajo condiciones de perturbación, el controlador Ziegler-Nichols presenta una respuesta con alta amplitud y un tiempo prolongado para estabilizarse, lo cual puede comprometer el rendimiento en aplicaciones críticas. Por otro lado, la Figura 9 muestra que el GA-PID logra estabilizar el sistema en un tiempo significativamente menor, con oscilaciones amortiguadas y una menor sensibilidad a las variaciones abruptas en la carga o el torque.

Estas diferencias resaltan la capacidad del GA-PID para adaptarse dinámicamente a condiciones cambiantes, minimizando los efectos negativos de las perturbaciones. Este rendimiento es crucial en aplicaciones industriales y de robótica, donde la estabilidad ante cambios rápidos en las condiciones operativas es fundamental.

Estas observaciones confirman que el controlador optimizado no solo mejora el tiempo de respuesta y el error en estado estacionario, sino que también ofrece una mayor estabilidad en condiciones de operación variables. Este rendimiento lo hace ideal para aplicaciones donde las perturbaciones son comunes, como en sistemas de propulsión de drones o robots móviles.

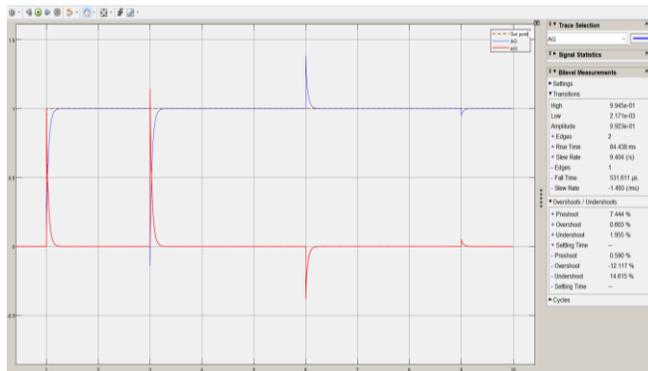


Fig. 8 Respuesta del controlador PID con perturbación.

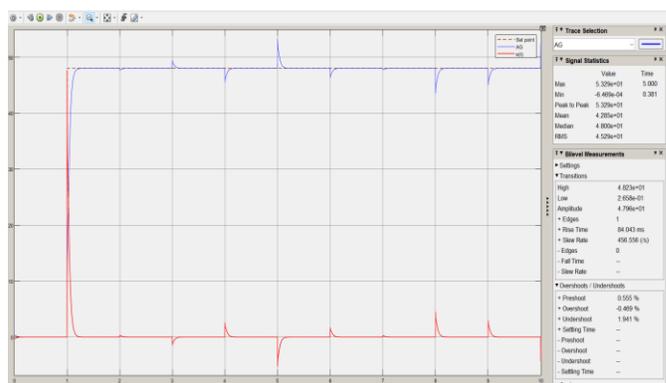


Fig. 9 Respuesta IAE con perturbación.

d) Validación Experimental

Los resultados de las simulaciones realizadas en Matlab/Simulink permitieron validar el diseño propuesto. Estas simulaciones confirmaron que los valores de K_p , K_i , K_d , K_{pK} , K_{iK} y K_{dK} optimizados por el algoritmo genético se traducen en mejoras significativas en la dinámica del sistema. Esto respalda la aplicabilidad teórica del enfoque en el control de motores BLDC en la Figura 7, se observa cómo el comportamiento del sistema optimizado en las simulaciones se alinea con los datos experimentales, validando la correlación entre ambos enfoques. Esta coherencia respalda la aplicabilidad práctica del controlador optimizado en escenarios reales.

Además, el análisis de los datos experimentales mostró que las mejoras en tiempo de respuesta, error en estado estacionario y sobreimpulso observadas en las simulaciones también se mantienen bajo condiciones físicas, reafirmando la robustez del controlador GA-PID.

Estos resultados resaltan el potencial de este enfoque para aplicaciones industriales, donde se requieren controladores capaces de manejar sistemas no lineales con alta precisión y estabilidad.

Discusión

El uso de algoritmos genéticos para la optimización de controladores PID se demuestra como una herramienta eficaz para mejorar el desempeño en sistemas no lineales, como los motores BLDC. Este enfoque supera significativamente las limitaciones de métodos tradicionales como Ziegler-Nichols, que, si bien ofrecen una base inicial adecuada, no son capaces de adaptarse dinámicamente a condiciones operativas complejas.

Estudios previos han demostrado que la optimización basada en algoritmos evolutivos puede mejorar significativamente el rendimiento de los motores BLDC, particularmente en términos de tiempo de respuesta y estabilidad [15]. Los resultados obtenidos en este trabajo se alinean con estas observaciones, destacando la efectividad del enfoque propuesto.

El controlador optimizado por GA-PID destaca por su capacidad para reducir el error en estado estacionario, el tiempo de respuesta y el sobreimpulso, al tiempo que mejora la estabilidad general del sistema. Estas mejoras son particularmente relevantes en aplicaciones en tiempo real, donde la precisión y la rapidez son esenciales.

Además, la validación experimental confirma que las ventajas observadas en las simulaciones se traducen efectivamente en mejoras prácticas. Esto refuerza la viabilidad del enfoque propuesto para escenarios industriales, como sistemas de propulsión en drones, robots autónomos y herramientas portátiles, donde la adaptabilidad y robustez son críticas.

Aunque el controlador GA-PID presentó mejoras significativas en precisión y respuesta dinámica, se identifican ciertas limitaciones en su implementación. Entre ellas destacan el mayor costo computacional asociado a los algoritmos genéticos y el tiempo necesario para ajustar correctamente los parámetros del algoritmo. Además, la validación se realizó únicamente en simulaciones con Matlab/Simulink, por lo que sería necesario realizar pruebas experimentales en entornos físicos para confirmar su aplicabilidad práctica. Finalmente, el desempeño del sistema puede variar si se implementa en plataformas con restricciones de hardware, lo que podría afectar su eficiencia en tiempo real.

En conclusión, el GA-PID representa una solución robusta y eficiente para sistemas no lineales, posicionándose como una alternativa viable y altamente efectiva frente a los métodos de sintonización tradicionales. Aunque el método de Ziegler-Nichols proporciona una base adecuada para el ajuste inicial, carece de la capacidad de adaptarse a condiciones operativas complejas. En contraste, el GA-PID no solo mejora los

parámetros de rendimiento, sino que también ofrece un enfoque más flexible y adaptable para aplicaciones en tiempo real, como las presentes en sistemas mecatrónicos avanzados [16].

IV. CONCLUSIONES

Efectividad del Algoritmo Genético: La implementación del algoritmo genético permitió optimizar los parámetros del controlador PID, logrando mejoras significativas en el rendimiento dinámico y en el error en estado estacionario del motor BLDC.

Comparación con Métodos Tradicionales: El controlador GA-PID superó al método de Ziegler-Nichols en términos de precisión, tiempo de respuesta y reducción del sobreimpulso, validando su superioridad en aplicaciones de alta exigencia.

Validación Experimental: Los resultados obtenidos en simulaciones realizadas en Matlab/Simulink demostraron la consistencia y efectividad del sistema optimizado, respaldando su aplicabilidad teórica en el control de motores BLDC.

Impacto en Aplicaciones Reales: Este trabajo sienta las bases para el uso de algoritmos genéticos en el control de sistemas no lineales, destacando su potencial para aplicaciones en industrias que requieren precisión y estabilidad.

Futuras Investigaciones: El enfoque presentado puede ampliarse para incluir técnicas híbridas que combinen algoritmos genéticos con otros métodos de optimización, potenciando aún más el rendimiento del controlador PID en entornos más complejos.

REFERENCIAS

- [1] Texas Instruments, "Brushless-DC Motor Driver Considerations and Selection Guide," SLVAES1A, Jun. 2020. [Online]. Available: <https://www.ti.com/lit/an/slvaes1/slvaes1.pdf>
- [2] Texas Instruments, "Brushless DC (BLDC) Motor Fundamentals," 2016.
- [3] D. Mohanraj, P. Balasubramanian, M. Shanmugam, and R. Srinivasan, "A review of BLDC motor: State of art, advanced control techniques, and applications," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 54833–54869, 2022.
- [4] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Springer, 1996.
- [5] M. A. Ibrahim, A. Galow, and N. Sultan, "Optimal PID controller of a brushless DC motor using genetic algorithm," *Int. J. Power Electron. Drive Syst.*, vol. 10, no. 2, pp. 842–850, 2019.
- [6] K. A. De Jong, *Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems*, Ph.D. dissertation, Univ. of Michigan, 1975.
- [7] B. Zhou and X. Wen, "A comparative study of PID control strategies for nonlinear systems," *Int. J. Autom. Comput.*, vol. 17, no. 4, pp. 501–512, 2020.
- [8] M. Dakheel, A. L. A. Said, and H. Al-Rizzo, "PID controller optimization using genetic algorithms for BLDC motors," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 54833–54869, 2020.
- [9] H. Suseno and S. Ma'Arif, "Optimizing PID controllers using genetic algorithms: A case study in motor speed control," *Int. J. Adv. Eng. Res. Sci.*, vol. 7, no. 2, pp. 234–241, 2021.
- [10] I. Graessler and J. Hentze, "The new V-Model of VDI 2206 and its validation," *Automatisierungstechnik*, vol. 68, no. 5, pp. 312–324, 2020.

- [11] J. Gausemeier and S. Moehring, "New Guideline VDI 2206 - A Flexible Procedure Model for the Design of Mechatronic Systems," in Proc. 14th Int. Conf. Eng. Design (ICED), Stockholm, Sweden, 2003.
- [12] C.-L. Hwang and W.-C. Lee, "Hybrid optimization techniques for mechatronic system design," *Mechatronics Autom. Eng. J.*, vol. 15, no. 2, pp. 112–120, 2019.
- [13] I. Janpan, R. Chaisricharoen, and P. Boonyanant, "Control of the brushless DC motor in combine mode," *Procedia Eng.*, vol. 32, pp. 279–285, 2012, doi: 10.1016/j.proeng.2012.01.1268.
- [14] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, 1st ed., Reading, MA, USA: Addison-Wesley, 1989.
- [15] B. Singh and V. Bist, "Optimization of BLDC motor drive using evolutionary algorithms," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 64, no. 8, pp. 6476–6484, Aug. 2017.
- [16] O. Colorado, N. Hernández, J. Seck Tuoh, and J. Medina, "Algoritmo genético aplicado a la sintonización de un controlador PID para un sistema acoplado de tanques," *PADI Bol. Científico Cienc. Básicas Ing. ICBI*, vol. 5, no. 10, pp. 50–55, 2018.