

AG y PSO como métodos de sintonía de un PID para el control de velocidad de un motor CD

Joel Artemio Morales Viscaya
División de Estudios de Posgrado e Investigación
Instituto Tecnológico de La Paz
La Paz, B.C.S., México
iscviscaya@gmail.com

Alfonso Rochín Ramírez
División de Estudios de Posgrado e Investigación
Instituto Tecnológico de La Paz
La Paz, B.C.S., México
m00310752@itlp.edu.mx

Marco Antonio Castro Liera
División de Estudios de Posgrado e Investigación
Instituto Tecnológico de La Paz
La Paz, B.C.S., México
mcastro@itlp.edu.mx

Jesús Alberto Sandoval Galarza
División de Estudios de Posgrado e Investigación
Instituto Tecnológico de La Paz
La Paz, B.C.S., México
jsandoval@itlp.edu.mx

Abstract— En este trabajo se comparan dos estrategias heurísticas para buscar la sintonía óptima de un controlador PID aplicado al control de velocidad de un motor de corriente directa, el cual se modela mediante un sistema difuso. Los resultados experimentales demuestran la conveniencia de utilizar el modelo difuso y se incluye una comparación entre el método Ziegler-Nichols (ZN), algoritmos genéticos (AG) y optimización por enjambre de partículas (PSO) como métodos de sintonía, en términos del tiempo de convergencia, número de evaluaciones de la función de aptitud y desempeño del sistema de control. Una gran ventaja de la aplicación de la metodología propuesta, con modelos difusos y algoritmos heurísticos, para la generación del sistema de control, es que no es necesario conocer a priori todos los valores numéricos de los parámetros que definen el funcionamiento del motor, sino que basta con conocer el rango de voltajes a los que puede operar.

Palabras clave— AG, PSO, sistemas difusos, controlador PID.

I. INTRODUCCIÓN

Los controladores PID han sido utilizados ampliamente en las últimas décadas como un elemento esencial en el control de sistemas o procesos debido a su alta eficacia, simplicidad y fácil aplicación.

Este tipo de controlador participa en un sistema de lazo cerrado que lo realimenta con el valor de la diferencia de la señal de salida de la planta o sistema y un valor de referencia llamado punto de ajuste, a dicha diferencia se le denomina error. El propósito del controlador es hacer que la señal de salida de la planta, $y(t)$, se acerque lo más posible al punto de ajuste ref [1].

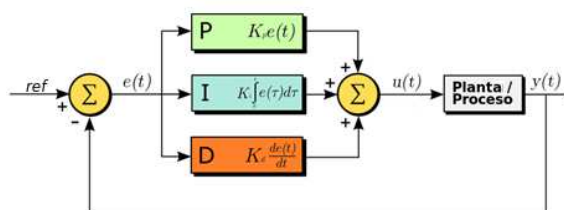
El controlador PID ejerce sobre el error una acción llamada proporcional (P), otra integral (I) y una más denominada derivativa (D), que sumadas determinan la salida del controlador $u(t)$.

El controlador PID puede ser expresado de la siguiente manera:

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(\tau) d\tau + k_d de(t)/d(t) \quad (1)$$

donde k_p, k_i y k_d son constantes positivas conocidas como las ganancias del controlador y $e(t)$ es el error de la variable de entrada o referencia y la variable de salida. La estructura de un sistema de control PID se muestra en la Figura 1.

Fig. 1. Estructura de un sistema de control PID



Al ajuste de los valores de los parámetros k_p, k_i y k_d se le denomina sintonía y se realiza con el objetivo de obtener el mejor rendimiento posible del proceso [2].

Existen diversos métodos para la sintonía del controlador PID, de los cuales el de Ziegler-Nichols es uno de los más utilizados. Otras alternativas son las estrategias propuestas por Chien et. al., Zhuang y Atherton, Cohen y Coon entre otros [3].

Debido a cargas imprevistas entre los componentes del sistema a controlar y la posible no linealidad de su comportamiento, el rendimiento real del sistema de control será, probablemente, diferente a las predicciones teóricas, lo que lleva a realizar pruebas con distintos valores de

sintonización para analizar el funcionamiento del proceso. La práctica de estos ajustes puede consumir mucho tiempo para obtener las especificaciones requeridas por el usuario final. Por lo anterior, se vuelve necesario desarrollar un modelo matemático de la planta para implementarlo en un sistema de cómputo, con la intención de poder ensayar una cantidad considerable de ajustes en un menor tiempo y sin afectar a la planta real [4].

Se suele modelar un motor de corriente directa utilizando su función de transferencia, esta nos permite conocer la respuesta ante una señal de entrada determinada, sin embargo para conocer dicha función, es necesario conocer los parámetros del motor o someterlo a una serie de pruebas experimentales que requieren de mediciones con aparatos de laboratorio poco precisos como el osciloscopio [5].

Los modelos basados en reglas difusas han sido empleados con éxito en muchos problemas del mundo real en los que se busca encontrar la relación entre un conjunto de parámetros observables y varios parámetros que se desconocen. [6]

Cuando se quiere aproximar una función, una regla difusa puede aproximar un segmento pequeño cuasi-lineal de la función, la función entera es aproximada por un conjunto de reglas difusas. A la colección de reglas de proyección difusa se le conoce como modelo basado en reglas difusas o simplemente modelo difuso.

En la mayoría de los casos, no es posible determinar los valores numéricos de los parámetros del motor para obtener la función de transferencia, los fabricantes no pueden emplear recursos para determinar los parámetros de cada pieza que proviene de su producción.

Además hay que considerar que ciertos parámetros pueden cambiar por el uso o por condiciones ambientales como la temperatura, es por ello que se propone como alternativa a la función de transferencia, un modelo basado en reglas difusas para llevar a cabo la sintonización del controlador.

El modelo que se necesita para llevar a cabo el control de un motor de corriente directa involucra dos variables de entrada V_t y ω_t , que representan el voltaje aplicado al motor y su velocidad angular en el instante actual. El modelo deberá determinar la velocidad en el instante siguiente ω_{t+1} .

En este trabajo se comparan dos estrategias heurísticas para buscar la sintonización óptima de un controlador PID aplicado a un motor de corriente directa, el cual se modela mediante un sistema difuso.

II. EL MODELO DIFUSO

La forma propuesta para las reglas del sistema difuso es la propuesta por Takagi, Sugeno y Kang (TSK) [7]:

$$\begin{aligned} R_i : IF (\omega_t \text{ is } L_{ji}) \text{ and } (V_t \text{ is } L_{ji}) \\ THEN \omega_i = a_i + a_{i1} \omega_t + a_{i2} V_t \end{aligned} \quad (2)$$

donde i varía desde 1 hasta el número de reglas difusas del sistema, R_i denota la i -ésima regla difusa, V_t es el voltaje en el instante actual, θ_t es la velocidad angular en el instante actual, L_{ji} es el término lingüístico asociado a la j de la regla i , θ_i es la salida de la i -ésima regla difusa y $A_i = [a_{i0} \ a_{i1} \ a_{i2}]$ el vector de coeficientes de la función lineal en la parte consecuente de la regla.

Se puede ver en (2) que las funciones de salida son de tipo lineal, por otra parte, las funciones de membresía Φ para las particiones difusas en las variables de entrada son del tipo campana generalizada, la cual está dada por:

$$\Phi(x, \alpha, \beta, \gamma) = \frac{1}{1 + \left| \frac{(x - \gamma)}{2\alpha} \right|^{2\beta}} \quad (3)$$

donde los parámetros α , β y γ definen la pendiente de la campana, el ancho de la cima y el centro de la partición difusa respectivamente.

Se decidió utilizar tres particiones para cada variable de entrada: alto, medio y bajo, esto tras analizar la aplicación exitosa de un modelo con estructura similar en [8], lo cual nos da un total de nueve reglas y 45 parámetros totales, divididos en 27 parámetros para la parte consecuente (tres parámetros por cada regla) y 18 parámetros para la parte antecedente (tres para cada función de membresía, α , β y γ).

Una vez encontrados los 45 parámetros del modelo, este predice la velocidad angular del motor en el instante siguiente como el promedio ponderado de la salida de las reglas, tomando en cuenta el grado de pertinencia h de cada una como se muestra en (4).

$$\omega_{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^9 h_i \omega_i}{\sum_{i=1}^9 h_i} \quad (4)$$

Donde el grado h_i en que cada regla se cumple es calculado mediante el producto del grado de pertenencia a cada conjunto difuso asociado a la variable de entrada respectiva.

$$h_i = \Phi_i(V_t) * \Phi_k(\omega_t) \quad (5)$$

En la Figura 2 se puede observar la Memoria Asociativa Difusa (FAM) del sistema, donde cada una de las particiones ω_i representa el sub-espacio cuasi-lineal dado por la función de salida de la i -ésima regla del sistema.

Fig. 2. Memoria asociativa difusa del modelo

		Voltaje (V)		
		Bajo	Medio	Alto
Velocidad (ω)	Bajo	ω_1	ω_2	ω_3
	Medio	ω_4	ω_5	ω_6
	Alto	ω_7	ω_8	ω_9

Los parámetros del modelo se determinaron utilizando un sistema de inferencia adaptativo basado en redes neuronales o ANFIS, con 4980 datos de entrenamiento para voltajes entre 1.2 y 5.4 voltios y con 500 generaciones.

Una vez desarrollado el modelo difuso del motor, este se validó con la función de transferencia del motor tomando en cuenta la velocidad como salida obtenida con el análisis mecánico y eléctrico del mismo (6), utilizando 5477 datos de prueba no entrenados pero dentro del mismo rango de voltajes.

$$G(s) = \frac{1605.5}{s + 10.57} \quad (6)$$

Tal como se puede apreciar en la Figura 3, se obtuvo una mejor predicción del comportamiento del motor con el modelo difuso que con la función de transferencia. La Figura 4 muestra una comparación del error en la predicción de la velocidad angular del motor usando el modelo difuso contra la predicha por la función de transferencia.

Fig. 3. Comparación del modelo difuso (azul) y la función de transferencia (rojo) con el valor medido experimentalmente (verde), nótese que el color azul es imperceptible debido a la cercanía entre las velocidades predichas por el modelo difuso y las medidas.

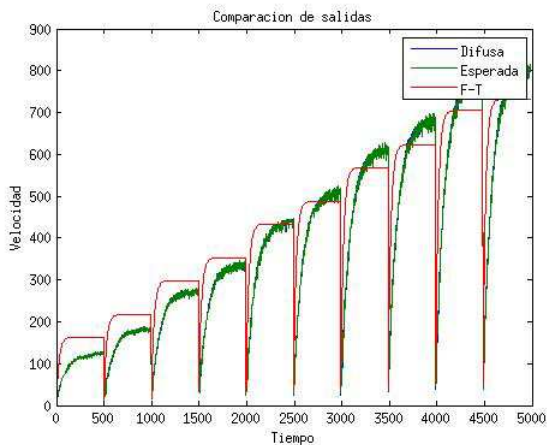
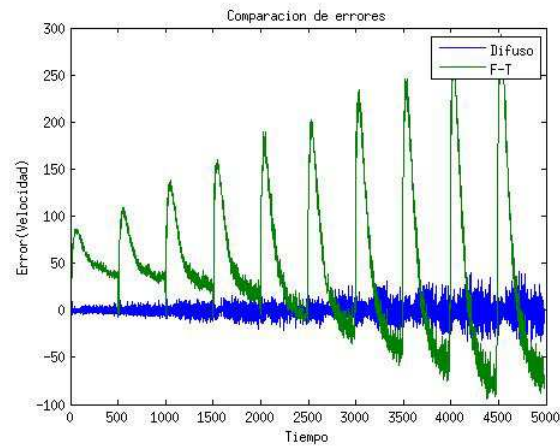


Fig. 4. Comparación del error en la función de transferencia (verde) y el modelo difuso (azul).



III. APTITUD DEL CONTROLADOR

Un requisito indispensable para poder aplicar métodos heurísticos es el determinar la función de aptitud que evalúe la calidad de las soluciones, para este problema en particular la función requiere evaluar el rendimiento de un controlador PID, una manera de hacerlo puede ser tomar en cuenta el tiempo de establecimiento, el tiempo de subida o la sobre-elongación máxima (overshoot), sin embargo, para simplificar su uso en los algoritmos heurísticos se decidió buscar consolidar todos estos factores en una sola función.

Un criterio que comúnmente se utiliza para medir el rendimiento de sistemas de control es la integral del error cuadrado o ISE por sus siglas en inglés. Sin embargo, se decidió para dar una mayor penalización a soluciones oscilatorias o con mayor tiempo de establecimiento, la función de aptitud de cada algoritmo será la integral del error cuadrado ponderado en el tiempo al cuadrado dado por la siguiente expresión:

$$f(k_p, k_i, k_d) = \int_0^{\infty} e^2(t) t^2 dt \quad (7)$$

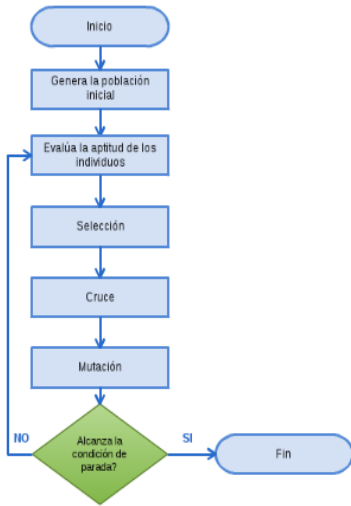
IV. ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos genéticos (AG) propuestos por Holland son métodos heurísticos de búsqueda inspirados en lo que sabemos acerca del proceso de la evolución natural, en las teorías de Darwin y de Mendel [9].

Un algoritmo genético utiliza estructuras de datos conocidas como individuos para representar soluciones posibles al problema, en este caso cada individuo representa un vector de parámetros de control $\vec{k} = [k_p \quad k_i \quad k_d]$, primero se genera una cantidad de individuos al problema de manera aleatoria, a los cuales se les aplican operadores genéticos (análogos a

aquellos que ocurren en el mundo real) de cruce, mutación y selección, de tal manera que los individuos más aptos son capaces de prevalecer a lo largo del tiempo, evolucionando cada vez hacia mejores soluciones. En la Figura 5 se muestra el diagrama de flujo de la versión general de un algoritmo genético.

Fig. 5. Diagrama de flujo de un algoritmo genético



Para aprovechar la capacidad de procesamiento paralelo de los equipos de cómputo actuales, se implementó una arquitectura de islas, de tal manera que la población total se divide en sub-poblaciones estáticas, que cada determinado número de generaciones intercambian individuos [10].

Los parámetros fueron obtenidos empíricamente mediante pruebas preliminares. Se utilizó selección directa, una probabilidad de cruce de 60%, una probabilidad de mutación de 10%, periodo migratorio de 10% para ocho sub-poblaciones de 50 individuos, con una razón de migración de dos y 150 generaciones.

V. OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS

Los algoritmos basados en enjambres de partículas, conocidos como PSO son otra estrategia heurística creada por Eberhart y Kennedy en 1995 [11] basados en el movimiento de algunas especies animales dónde la mayoría de la población sigue a los miembros que se encuentran en mejores condiciones (como enjambres de avispas, bandadas de pájaros o bancos de peces).

En PSO, las partículas representan soluciones candidatas que se mueven a través del espacio de búsqueda de acuerdo a reglas que tienen en cuenta el conocimiento individual de cada partícula y el conocimiento global del enjambre.

Cada partícula tiene una posición, $\vec{k} = [k_p \quad k_i \quad k_d]$ en

el espacio de búsqueda y una velocidad $\vec{v} = [v_p \quad v_i \quad v_d]$ con la que se mueve a través del espacio, su aceleración o cambio de velocidad se calcula como se muestra en (8):

$$\vec{v}_{t+1} = w\vec{v}_t + r_1c_1(\vec{k} - \vec{k}_m) + r_2c_2(\vec{k} - \vec{k}_g) \quad (8)$$

Donde w es un factor de peso inercial, r_1 y r_2 son valores aleatorios uniformes en el intervalo $[0,1]$, los cuales son ponderados por los coeficientes de confianza c_1 y c_2 , dónde c_1 controla el grado de influencia de la componente cognitiva y c_2 el de la componente social en la velocidad.

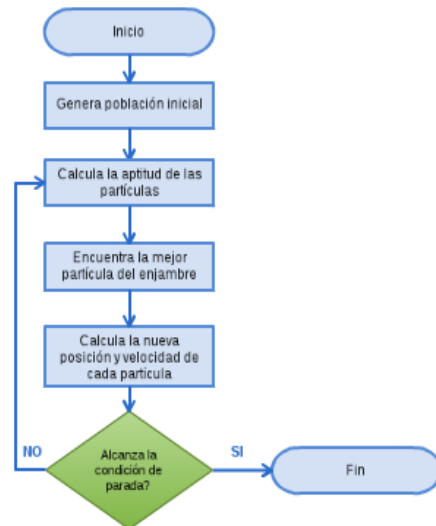
Puede notarse que además del componente inercial, que tiende a mantenerla en su curso actual, cada partícula es atraída hacia la mejor localización histórica, \vec{k}_m que ella, individualmente ha encontrado (componente cognitivo). Asimismo es atraída hacia la mejor localización \vec{k}_g que ha sido encontrada globalmente por el enjambre en el espacio de búsqueda (componente social).

La nueva posición de cada partícula se calcula simplemente sumando el nuevo vector de velocidad (8) a la posición actual de la partícula como se muestra a continuación:

$$\vec{k}_{t+1} = \vec{k}_t + \vec{v}_{t+1} \quad (9)$$

En la Figura 6 se muestra el diagrama de flujo de la versión general de PSO.

Fig. 6. Diagrama de flujo de PSO



Al igual que en el algoritmo genético, se decidió utilizar un modelo de islas con migración entre los sub-enjambres. Las constantes $c_1=c_2=1.62$ y $w=0.8$ para los parámetros cognitivo, social y de peso inercial han demostrado tener buenos resultados [12]. Las velocidades iniciales de las partículas se generan de manera aleatoria con valores de no más del 10% del tamaño del espacio de búsqueda, se usó un tamaño de enjambre de 20 partículas y la mejor posición de cada enjambre es comunicada en anillo cada 30 generaciones. Se encontró mediante pruebas que 300 generaciones fueron suficientes para resolver el problema adecuadamente.

VI. IMPLEMENTACIÓN

Para el desarrollo tanto del modelo difuso para la función de aptitud como la implementación de ambas estrategias heurísticas se utilizó lenguaje C, compilado con GCC 4.8, un conjunto libre de compiladores distribuidos bajo la licencia GPL, se utilizó la librería OpenMPI en su versión 1.8.4 para el paso de mensajes entre los procesos, sobre Linux Mint 17 de 64 bits, una distribución basada en GNU/Linux muy estable.

Las pruebas fueron llevadas a cabo en un equipo de cómputo con procesador i7-2600 de 3.40 Ghz con 8 GB de memoria RAM.

Debido a la naturaleza estocástica de los algoritmos heurísticos, se decidió utilizar una muestra de 1,000 ejecuciones con cada una de las estrategias heurísticas.

A diferencia de otros trabajos [4,13], que validan la sintonización mediante una sola velocidad de referencia, se decidió utilizar un conjunto de 5 puntos de referencia que inician en las 100 rpm y se incrementan hasta las 300 rpm en incrementos fijos de 50.

VII. RESULTADOS

Con el método de sintonización ZN, se obtuvieron los parámetros y la evaluación de la función de aptitud (7) que se muestran en la siguiente tabla:

TABLA I. PARÁMETROS OBTENIDOS MEDIANTE ZN

k_p	k_i	k_d	Aptitud (7)
0.011914	0.000564	0.059570	1'184'744'704

Ambos algoritmos heurísticos obtienen aptitudes mucho mejores (con integral del error cuadrático ponderado en el tiempo al cuadrado casi tres veces menor) que ZN. Se puede apreciar esta diferencia al observar el tiempo en que el controlador ajusta diferentes velocidades, utilizando los parámetros obtenidos con ZN (Figura 7), contra los de la mejor solución obtenida por AG y PSO (Figuras 8 y 9), donde se observan tiempos de estabilización menores a los 250 ms, a diferencia de ZN.

TABLA II. COMPARATIVA ENTRE PSO Y AG

Algoritmo	PSO	AG
Aptitud Promedio	411'643'500.7	411'770'412.6
Desviación Estándar	1'065.993588	441'396.1704
Límite Inferior 99%	411'643'414.4	411'734'679.7
Límite Superior 99%	411'643'587	411'806'145.6
Tiempo Promedio	10.18 s	10.68 s
Evaluaciones de la función de aptitud	48'160	50'800 (promedio)
Mejor Aptitud (7)	411'640'288	411'643'072
k_p de la mejor solución	0	0.031952
k_i de la mejor solución	0.001042	0.001042
k_d de la mejor solución	0.074882	0.042932

Fig. 7. Respuesta del motor usando el controlador PID sintonizado con ZN

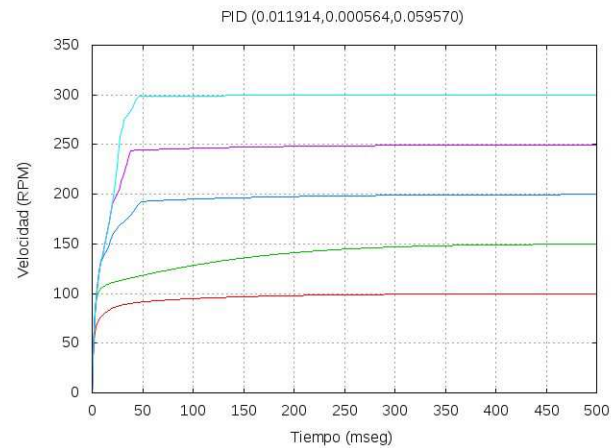
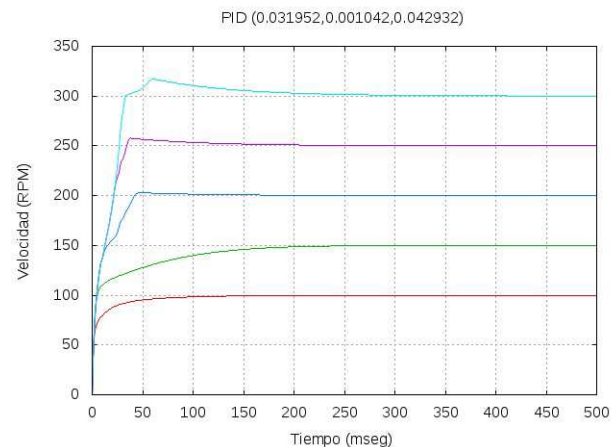
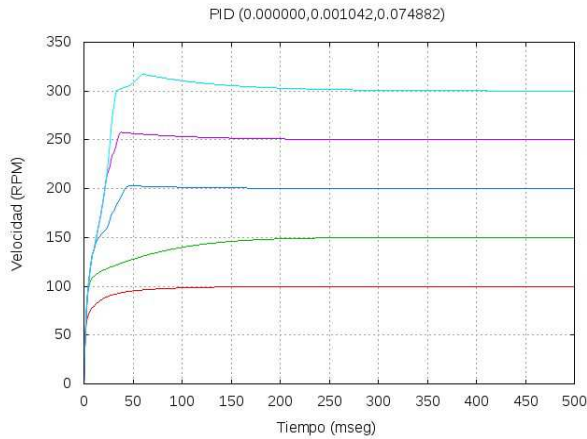


Fig. 8. Respuesta del motor con el controlador PID sintonizado mediante AG



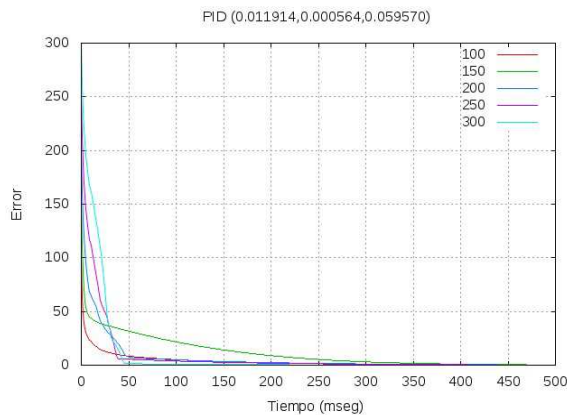
Si bien la solución encontrada con ZN no genera sobreimpulso y en la encontrada con heurística se puede apreciar uno ligero, esto termina siendo menos relevante que el tiempo que tarda en llegar al valor de referencia, por la manera en que fue definida la función de aptitud.

Fig. 9. Respuesta del motor usando el controlador PID sintonizado con PSO



La Figuras 10 a la 12 muestran el comportamiento del error utilizando el controlador sintonizado mediante ZN, AG y PSO respectivamente.

Fig. 10. Comportamiento del error con el controlador PID sintonizado mediante ZN



Entre ambas estrategias heurísticas PSO obtiene mejores resultados que AG, en menos tiempo y evaluando un menor número de veces la función de aptitud, además lo hace con una varianza muy pequeña, lo que implica que es muy poco probable que una ejecución del algoritmo nos produzca resultados desfavorables, en realidad ambas varianzas incluso nos permiten obtener intervalos de confianza disjuntos del 99%, por lo tanto podemos afirmar con dicha probabilidad,

que una sintonización ejecutando PSO tendrá mejor aptitud en términos de la integral del error cuadrático ponderado en el tiempo, que una utilizando AG.

Fig. 11. Comportamiento del error con el controlador PID sintonizado mediante AG

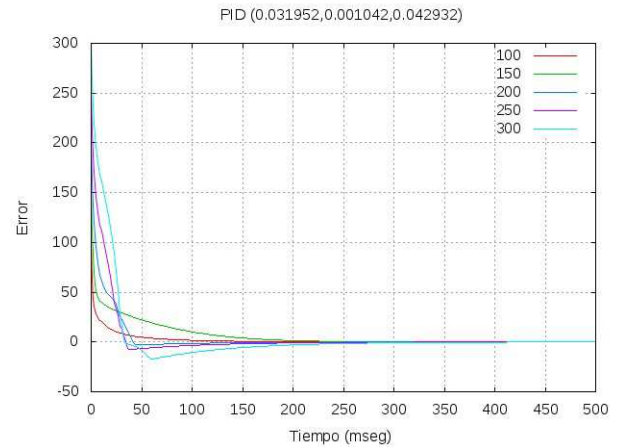
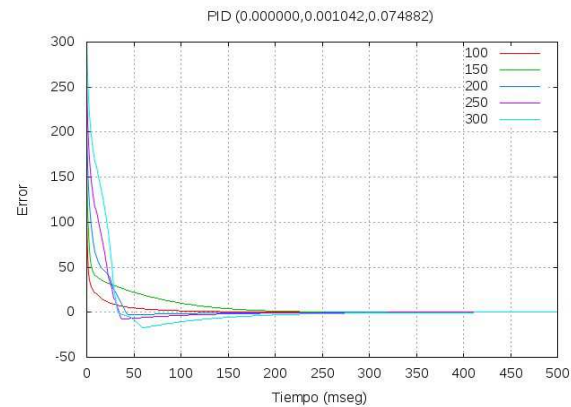


Fig. 12. Comportamiento del error con el controlador PID sintonizado mediante PSO



VIII. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

El modelo difuso parece ser una mejor alternativa para el modelado del motor de corriente directa que su función de transferencia, por una parte, no hace necesario el conocer los valores numéricos de los parámetros del motor y por otra, los resultados experimentales arrojaron un error de predicción mucho menor usando el modelo difuso.

Bajo las condiciones ensayadas, las estrategias heurísticas tuvieron mejor desempeño para la sintonización del controlador PID que el método de Ziegler-Nichols, en particular, PSO genera soluciones mejores en tiempo y

desempeño que el AG.

PSO encontró una solución en la que la ganancia proporcional es cero, lo cual reduce el controlador a uno de tipo ID, lo cual es consistente con el hecho de que la función de transferencia (6) no incluye el término s^2 .

Queda para futuras investigaciones llevar a cabo la sintonización de controladores PID utilizando otras heurísticas como optimización por colonia de hormigas, experimentar con nuevas funciones de aptitud y comparar las estrategias con otros métodos de sintonización dentro de la ingeniería de control como Cohen-Coon.

REFERENCIAS

- [1] M. Araki, "Advances in Automation and Robotics, Vol.2: Selected papers from the 2011 International Conference on Automation and Robotics (ICAR 2011), Dubai, ... Notes in Electrical Engineering (Volume 2): Gary Lee: 9783642439018: Amazon.com: Books."
- [2] M. Willis, "Proportional-Integral-Derivative Control", Dept. Chem. Process Eng. Univ. New Castle, pp 1-13, 1999.
- [3] O. A, "PI and PID controller tuning rules for time delay processes: a summary. Part 1 & 2," Proc. Irish Signals Syst. Conf., pp. 1-7, 1999.
- [4] O.Y.M. Al-rawi, "Enhancing Control Systems Response Using Genetic PID Controllers", in Genetic Algorithms in Applications, R. Popa, Ed. Rijeka, Croatia 2012.
- [5] K. Ogata, Modern Control Engineering. Prentice Hall, 2010, p. 894.
- [6] J.-J. Ø. Jan Jantzen, Henk Verbruggen, "Fuzzy Control in the Process Industry: Common Practice and Challenging Perspectives," in Practical Applications of Fuzzy Technologies, vol. 6, H.-J. Zimmermann, Ed. Boston, MA: Springer US, 1999, pp. 3-56.
- [7] T. Takagi, M. Sugeno "Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control", IEEE transactions on systems, man and cybernetics, vol. SMC-15 no. 1, Enero 1985.
- [8] Herrera, F., et al., "Aplicación de las técnicas de la inteligencia artificial en un proceso biotecnológico de reproducción celular", Informe final del Proyecto CITMA, Departamento de Control Automático, Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas: Santa Clara, Cuba, pp 1-40, 2003.
- [9] Holland, J.H., Adaptation in Natural and Artificial Systems. (1975) 6 ed. 2001, Michigan: MIT Press. 205.
- [10] Nowostawsky, P. and Poli, R (1999) "Parallel Genetic Algorithm Taxonomy", Third International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems, Adelaide Australia, Agosto 1999.
- [11] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995), "Particle Swarm Optimization", Proc. 1995 IEEE Intl. Conf. on Neural Networks, pp. 1942-1948, IEEE Press.
- [12] Clerc, M. The Swarm and the Queen: Towards a Deterministic and Adaptive Particle Swarm Optimization. En Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, páginas 1951-1957, Washington DC, USA, Julio 1999, IEEE Service Center, Piscataway, NJ.
- [13] B.Nagaraj, Dr.N.Muruganath, A Comparative Study of PID Controller Thning Using GA, EP, PSO and ACO, Proc. 2010 ICCCT-10, IEEE, pp 305-313