

Optimización de Control Difuso Aplicando Algoritmos Genéticos

M. en C. Romeo Urbieto Parrazales
Profesor e Investigador del CINTEC-IPN.
Dr. Adriano De Luca
Dr. John Goddard C.
Lic. Felipe Vargas L.
UAM I.

Este artículo describe una aplicación de algoritmos genéticos, aplicados a las variables difusas de entrada de un sistema de control difuso para un motor de c.d., con el fin de optimizar la variable de posición. Se presentan gráficos de las funciones de membresía de entrada y de la variable de posición para el caso de prueba y error, y para el caso optimizado.

Introducción

El buen funcionamiento del posicionamiento de la flecha de un motor de c.d. está relacionado con el ajuste de los componentes del controlador que lo maneja.

Cuando se emplean Controladores de Lógica Difusa ("Fuzzy Logic Controllers", FLC) los componentes de entrada se seleccionan por prueba y error ("Controlador de Lógica Difusa con funciones de membresía seleccionadas al azar", AD-FLC), como un primer intento de controlar el sistema.

En este primer intento, en la respuesta de salida del sistema de

control generalmente se observan sobretiros grandes o pequeños. En el caso de la posición de un motor esta respuesta no se desea, porque dañaría la flecha del motor y el posicionamiento no sería óptimo.

Para solucionar este problema los diseñadores de sistemas de FLC's aplicaron el método descendente, que se convirtió en el método tradicional para ajustar FLC's., durante mucho tiempo.

Actualmente, se aplica un método mas ventajoso, el método de

Algoritmos Genéticos ("Genetic Algorithm", GA). Este algoritmo será el que ajuste las funciones de membresía de entrada para el buen funcionamiento del sistema (GA-FLC).

Descripción del AD-FLC

Los componentes generales de un sistema de FLC aplicado a un motor de c.d. se observan en la figura 1.

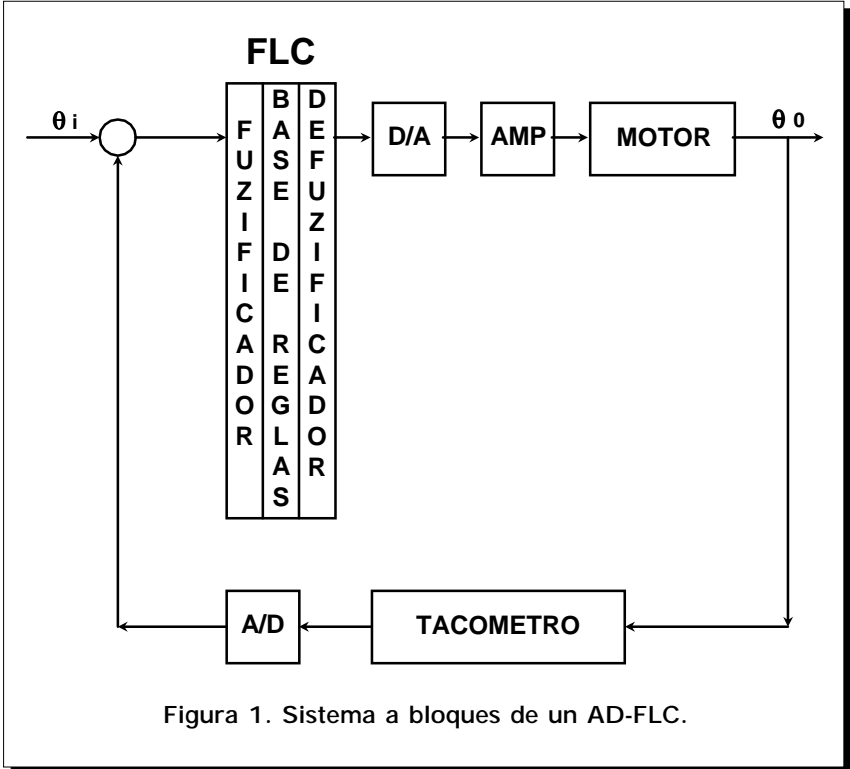


Figura 1. Sistema a bloques de un AD-FLC.

Motor

Los datos del motor, amplificador, y convertidor digital-analógico (ADC) son los siguientes:

Motor de c.d.

- V_i = Voltaje de entrada = 24 Vcc
- i = Corriente = 0.75 A
- R_a = Resistencia = 3.6 ohms
- J = Inercia del motor = 0.0007 on-in-sec²
- K_v = Constante de velocidad = 0.038 Volt-s/rad
- K_t = Constante de torque = 3.5 on-in/A

Amplificador de Potencia

Ganancia = 4.8

ADC

Tiempo de muestreo = 1.0E-3 segundos

El modelo del motor con amplificador y ADC viene dado por la siguiente expresión:

$$\frac{qo(z)}{Up(z)} = \frac{Az + B}{(z-1)(z-c)} \quad (1)$$

donde :

A=0.0048, B= 0.005,
C= 0.9231

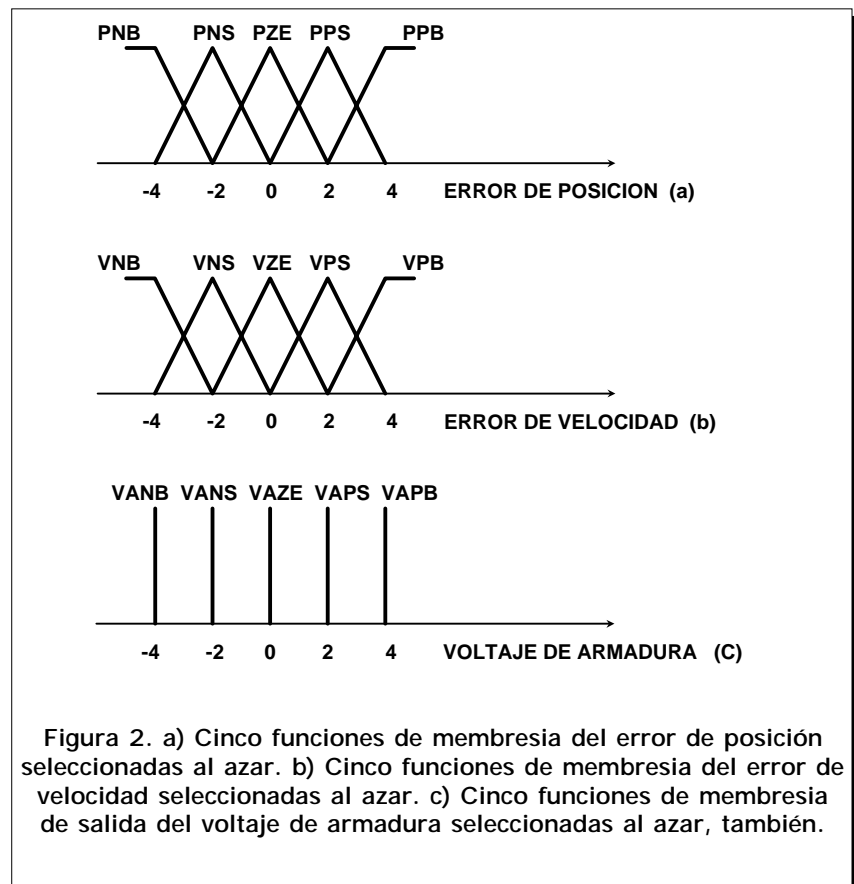
$qo(z)$ = Variable de salida de posición de la flecha del motor.

$Up(z)$ = Variable de salida del controlador difuso.

El AD-FLC

El AD-FLC se compone de tres elementos: fuzificador, base de reglas, y defuzificador [2,3] (Ver nota en el recuadro inferior). Estos tres componentes se muestran en las figuras 2 y 3. En la figura 2 se muestran las funciones de membresías de entrada y salida del FLC, seleccionadas al azar.

de entrada y salida seleccionadas al azar. La matriz de reglas formada es de 5x5, o sea 25 Reglas Si-Entonces. El criterio para formar la matriz de reglas se establece por medio de Sistemas de Estructura Variable ("Variable Structure Systems", VSS). El criterio establece una zona de conmutación en donde convergen los estados del sistema (denominados VAZE). En otras palabras, la con-



Base de Reglas del AD-FLC

Las figuras 3 y 4 muestran la matriz de la base de reglas que estabiliza al sistema AD-FLC. Esta matriz se forma con las membresías

vergencia logra que el sistema se estabilice en esta zona. Para efectos de rapidez en los cálculos, la matriz de reglas se reduce a 11 reglas, debido a que se repiten algunas de ellas, figura 4.

NOTA:

Los terminos "fuzificador" y "defuzificador" no tienen actualmente un equivalente concreto y globalmente aceptado en el idioma Español. Su significado mas aproximado es el de "gramatizador de logica difusa" y "desgramatizador de logica difusa". Dado que en el argot empleado en el medio académico se han adoptado los términos "fuzificador" y "defuzificador" para definir estas acciones, en este artículo y en los siguientes que se publiquen en polibits alrededor de este tema se continuarán aplicando estos terminos y otros similares, hasta tener conocimiento de otros términos de uso generalizado.

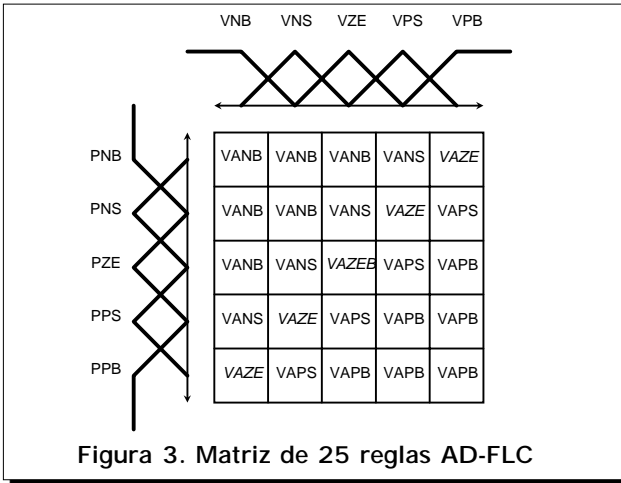


Figura 3. Matriz de 25 reglas AD-FLC

Retroalimentación

La retroalimentación del sistema es negativa y de ganancia unitaria.

Simulación del AD-FLC

La simulación del AD-FLC arroja una gráfica en tres dimensiones, presentando una área de control, en la que se pueden observar las conmutaciones del mismo, ver figura 5. Los ejes coordenados son: el error de posición, el error de velocidad y el voltaje de armadura.

Simulación del Sistema AD-FLC

El resultado de la simulación de la variable de posición del sistema de AD-FLC se presenta en la figura 6, donde se puede observar la posición de la flecha del motor variando en forma positiva de 0 a 675 radianes (0 a 4 voltios) en un tiempo de 0 a 500 milisegundos. En los primeros 100 milisegundos se observa la respuesta transitoria, teniendo un pequeño sobretiro, el cual es peligroso para el buen funcionamiento del motor. Un Algoritmo Genético será la herramienta que solucione este problema.

Descripción del GA-FLC

Los componentes del sistema del Controlador de Lógica Difusa optimizado por Algoritmo Genético (GA-FLC) son similares a los componentes del AD-FLC, pero con el bloque de algorit-

plora una solución S_r , llamada cromosoma, la cual maximiza una función objetivo $E(S_r)$ que se llama "fitness". El cromosoma expresará las 10 funciones de membresía de los errores de posición y de velocidad (figura 2).

La función objetivo se expresa como

$$E(S_r) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^m (2-\theta_0)2^{i-j}$$

$2-\theta_0$ = diferencia de "set point" menos posición actual.

$S_r = L_r1, L_r2, \dots, L_rG$, donde L_{rg} , ($g=1, \dots, G$) es una variable que toma valores de "0" y "1".

$$S_r = 101010101\dots$$

Con estas cromosomas se generó una población

$$S = (s_1, s_2, \dots, s_R)$$

El "fitness" $E(s_j)$ de cada cromosoma S_j es derivado al determinar una probabilidad de selección $P_{s_j}(t)$

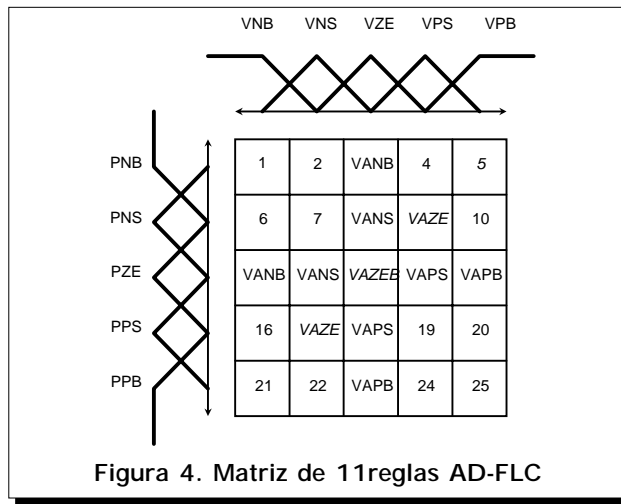


Figura 4. Matriz de 11 reglas AD-FLC

mos genéticos adherido en las funciones de membresía de entrada del FLC. El objetivo del GA es encontrar las nuevas funciones de membresía de entrada al controlador, lo que hará que la variable del sistema de posición quede optimizada, (ver Figura 7).

Algoritmo Genético (GA)

El Algoritmo Genético GA ex-

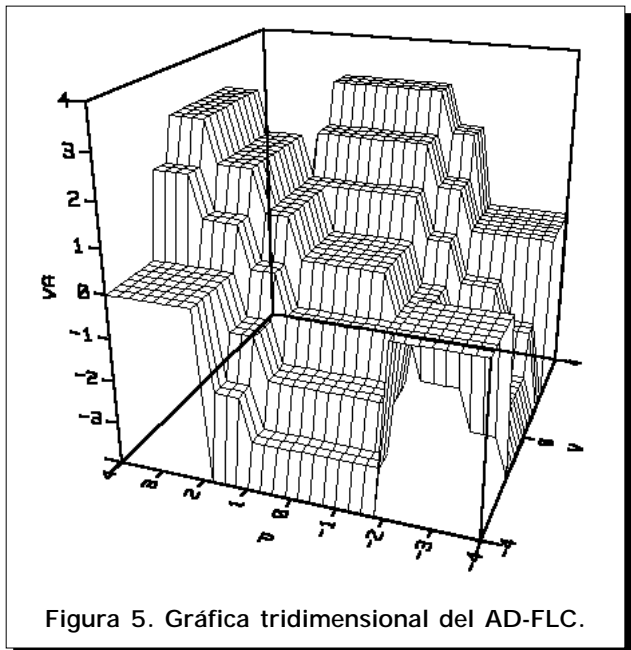


Figura 5. Gráfica tridimensional del AD-FLC.

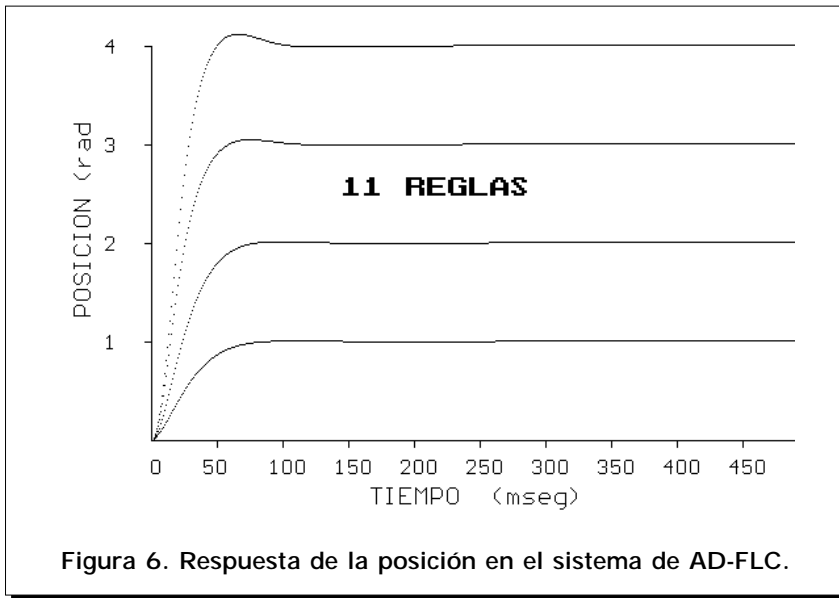


Figura 6. Respuesta de la posición en el sistema de AD-FLC.

cambia los bloques de la cadena fuera de la frontera, obteniéndose un nuevo cromosoma $S_k'(t)$. Luego una operación de mutación se aplica al nuevo cromosoma, invirtiendo sus elementos de acuerdo a una probabilidad de mutación. En este caso se emplearon los siguientes parámetros para efectuar la optimización [4,5].

POBLACION= 40
 CROMOSOMA = 280
 VARIABLES = 7
 ITERACIONES = 200
 ERROR ACOTACION MINIMA = 6
 PROBABILIDAD DE MUTACION = 0.1
 PROBABILIDAD DE CRUCE = 0.75

La ubicación de las nuevas funciones de membresía genera funciones triangulares también, ver figuras 8 y 9. Las nuevas funciones de membresías tienen una forma y tamaño diferentes de las que se presentan en la figura 2, obviamente. A un valor de error mínimo de $E(S_r(t)) = 4.8$, en la iteración 71 y cromosoma 7.

$$Psr(t) = \frac{E(s_r(t))}{\sum_{r=1}^R E(s_r(t))}$$

R = no. de cromosomas

se aplica selección de probabilidades.

Se emplean dos operaciones, una de **cruce** y otra de **mutación**. En la operación de cruce se selecciona una frontera en la cadena con probabilidad de $1/G-1$, que inter-

Se seleccionan dos conjuntos de cromosomas fuera de la población y

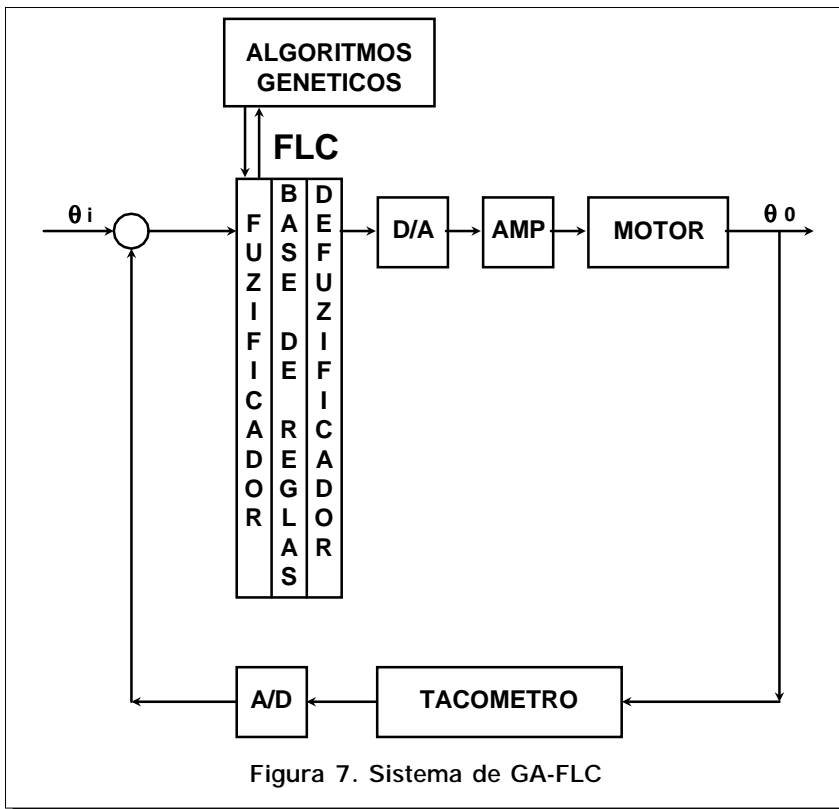


Figura 7. Sistema de GA-FLC

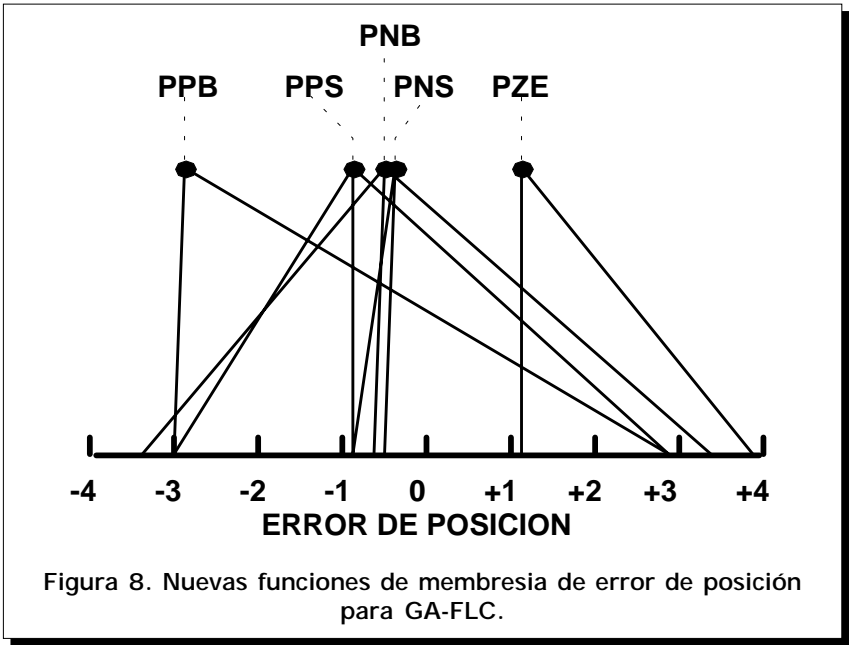
ERROR DE POSICIÓN:

- PZE = { 1.165354, 1.165354, 1.165354, 3.937008 }
- PPS = { -3.622047, -0.976378, -0.976378, 2.803150 }
- PPB = { -2.929134, -2.929134, -2.929134, 2.740157 }
- PNS = { -0.976378, -0.535433, -0.535433, 1.480315 }
- PNB = { -3.496063, -0.661417, -0.661417, 3.307087 }

ERROR DE VELOCIDAD

- VZE = { -1.732283, -0.724409, -0.724409, -0.535433 }
- VPS = { -2.488189, 0.094488, 0.094488, 0.346457 }
- VPB = { -2.488189, 1.858268, 1.858268, 2.236220 }
- VNS = { -3.370079, -3.370079, -3.370079, -0.598425 }
- VNB = { -2.299213, -2.299213, -2.299213, 1.039370 }

Por lo tanto, con las nuevas funciones de membresía de entradas del GA-FL se pudo también, como



en el AD-FLC, obtener la nueva superficie de control de Lógica Difusa optimizada por Algoritmo Genético, ver **figura 10**. Comparada con la **figura 5** se observan pocas zonas de conmutación.

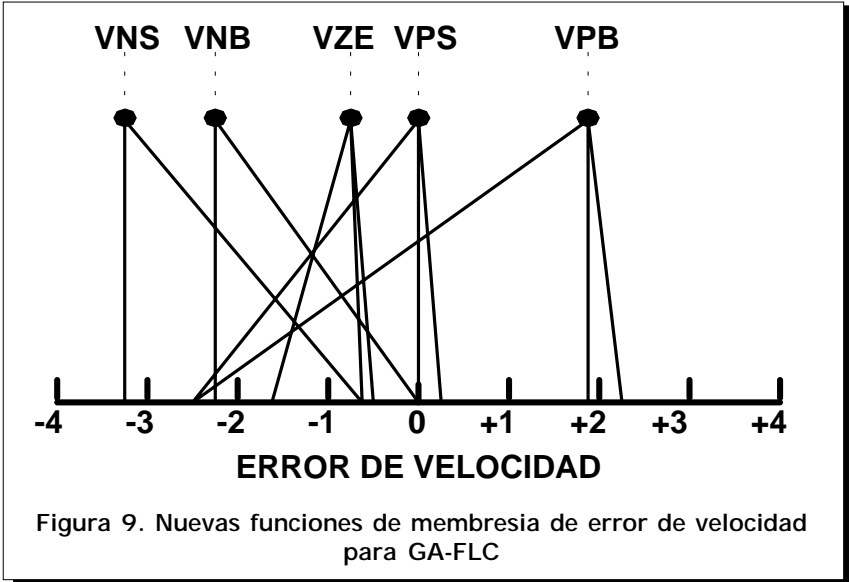
La respuesta de la variable de posición del motor ya optimizada se presenta en la **figura 11**, en donde se puede observar que a respuesta transitoria se suaviza perfectamente.

También se presenta una gráfica en la que se puede apreciar las dos respuestas de posición: la AD-FLC y la de GA-FLC (ver **figura 12**).

Conclusiones

El el diseño AD-FLC y GA-FLC resulta muy fácil encontrar sus parámetros, por lo que la edición del sistema en un programa gráfico es-

tructurado en lenguaje de programación C++ resulta también simple. El AD-FLC estabiliza muy bien a la variable de posición del sistema con una matriz de 11 reglas, y trabaja de la misma forma que una de 25, 49, etc. solamente que el cálculo efectuado por la computadora resulta ser mas rápido, obviamente, con la matriz de 11 reglas. El AD-FLC logra la estabilidad de la variable de posición con las matrices de reglas con 49, 25, 11 en el controlador, pero no logra la optimización de la misma. El Algoritmo Genético optimiza muy bien a la variable de posición del sistema, encontrando nuevas funciones de membresía de entrada al controlador, usando un error absoluto de 4.8 y con pocas interacciones de cálculo (71) en una población totalmente reducida (40). **Nota:** los resultados del AD-FLC para casos de 25 y 49 reglas no se presentan en este artículo pues resultan redundantes por tener los mismos efectos que con 11 reglas.



Bibliografía y Referencias

- [1] Ronald R. Yager. "Alternative Structures for Knowledge Representation in Fuzzy Logic Controllers". Fuzzy Control Systems. CRC press. pp 100-136.1993.
- [2] Arthur Ramer. "Information Complex and Fuzzy Control". Fuzzy Control System. CRC press. pp.76-95.1993.
- [3] Shigeyasu Kawaji and Nobutomo Matsunaga. "Fuzzy Control off VSS and its Robustness". Kandel and Langholz . Fuzzy Control Systems. CRC Press, 1994, ch. 10, pp.223-242.
- [4] H. Nomura, Y. Hayami. "A Method of fuzzy Reasoning by Genetic Algorithms". Central Research laboratories, CRC Press. 1994, pp. 338- 358.
- [5] Chuck Karr. "Applying Genetics to Fuzzy Logic" AI Expert. March 1991. pp.38-43.

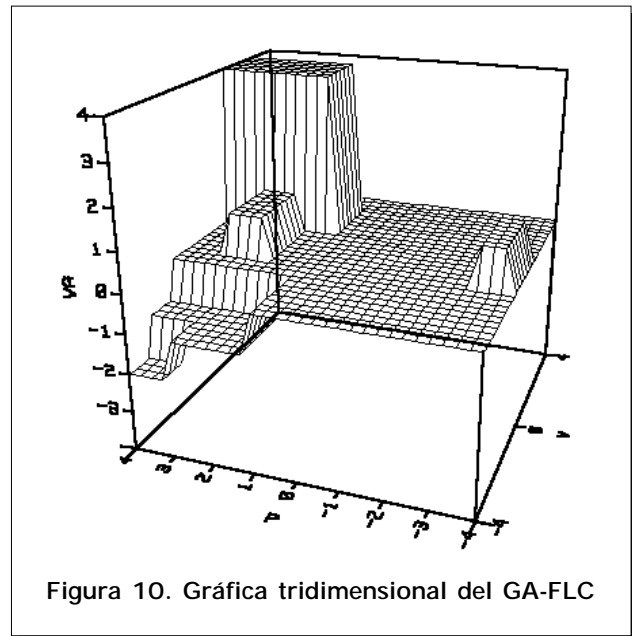


Figura 10. Gráfica tridimensional del GA-FLC

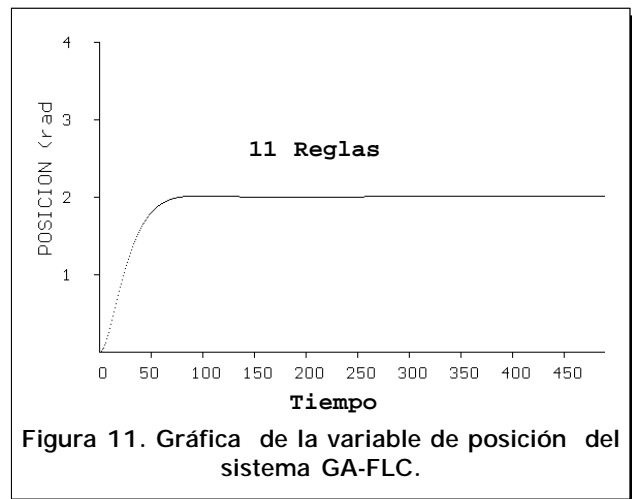


Figura 11. Gráfica de la variable de posición del sistema GA-FLC.

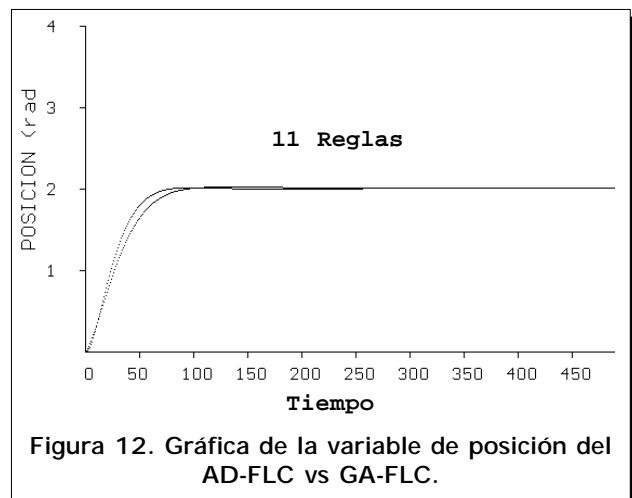


Figura 12. Gráfica de la variable de posición del AD-FLC vs GA-FLC.