

**OPTIMIZATION OF THE BASE OF RULES OF A DIFFUSE CONTROLLER,
BY MEANS OF TECHNICAL STOCHASTIC AS GENETIC ALGORITHMS AND
SIMULATED ANNEALING**

**OPTIMIZACION DE LA BASE DE REGLAS DE UN CONTROLADOR DIFUSO,
MEDIANTE TECNICAS ESTOCASTICAS COMO ALGORITMOS GENETICOS
Y EL SIMULATED ANNEALING**

Ing. José Alfredo Balcucho Mogollón, Ph.D. Oscar Eduardo Gualdrón Guerrero

Universidad de Pamplona

Comité Editorial Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada
Ciudadela Universitaria. Pamplona, Norte de Santander, Colombia.
Tel.: 57-7-5685303, Fax: 57-7-5685303, Ext. 144
E-mail: {joalbamo, oscar.gualdrón}@unipamplona.edu.co

Abstract: The acting of the Diffuse Controllers depends in great measure of the correct election of its linguistic control rules and membership functions, hence it is very important to have a technique of adjustment of these parameters according to the process that he/she wants to be controlled. In this work he shows up a method of adjustment of the bases of rules of a Diffuse previously established Controller using technical stochastic as the Genetic Algorithms and Simulated Annealing and later on he/she will be proven in different systems by means of simulation the grade of robustness that said method of optimization obtained.

Resumen: El desempeño de los Controladores Difusos depende en gran medida de la correcta elección de sus reglas de control lingüísticas y funciones de membresía, por ello es muy importante contar con una técnica de ajuste de estos parámetros de acuerdo al proceso que desea ser controlado. En este trabajo se presenta un método de ajuste de las bases de reglas de un Controlador Difuso previamente establecidas usando técnicas estocásticas como los Algoritmos Genéticos y el Simulated Annealing y posteriormente se comprobará en diferentes sistemas mediante simulación el grado de robustez que dicho método de optimización alcanzó.

Keywords: Genetic algorithms, Controller Fuzzy, Level, Optimization, Simulated Annealing, Robustness, Temperature.

1. INTRODUCCIÓN

La lógica difusa (Fuzzy Logic) ha surgido como una herramienta importante para el control de subsistemas y procesos industriales complejos, así como también para la electrónica de entretenimiento y hogar, sistemas de diagnóstico y otros sistemas expertos. En esencia un controlador lógico difuso, contiene un algoritmo que es capaz

de convertir una estrategia de control lingüística en una estrategia de control automático.

Con la lógica difusa se pueden diseñar aplicaciones para que las máquinas respondan con mayor inteligencia a la imprecisión y a las condiciones del mundo exterior, con lo que se busca imitar el comportamiento humano.

La definición del conocimiento de la base de reglas y las expresiones de las funciones de pertenencia, representan un problema clave en el diseño de controladores difusos, plantear mecanismos que posibiliten la obtención o ajustes de estos parámetro con base en criterios objetivos, constituye un tema de gran interés para los diseñadores de controladores difusos.

Los esquemas que combinan teoría de conjuntos difusos, algoritmos genéticos y redes neuronales para resolver el problema en diversos sistemas han suscitado especial interés entre los investigadores en control de procesos. En este trabajo se plantea un método de optimización de la base de reglas de un CLD, que es quizás una de las grandes problemáticas que dichos controladores poseen.

2. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA

Para la implementación del método de optimización de la base de reglas del controlador difuso, se utilizaron dos sistemas, el primero de ellos es el sistema de nivel mostrado en la figura 1, el cual debe mantener cierto nivel deseado determinado por el usuario. Dicho sistema posee una entrada la cual es manejada por el controlador difuso, además de una salida fija de líquido. Esta salida fija hace necesario que constantemente se deba monitorear el nivel de agua con el fin de mantener cierto nivel de referencia deseado, lo cual se logra con la realimentación que proporciona el sistema en lazo cerrado.

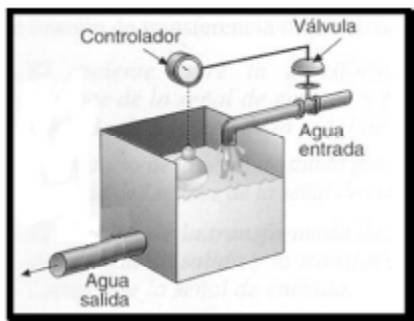


Fig. 1: Descripción del sistema de nivel

El otro sistema utilizado es el sistema de control de temperatura mostrado en la figura 2 el cual consta de un flujo de aire constante, con una temperatura constante de entrada. Debemos garantizar que la temperatura se estabilice en el punto de referencia predeterminado.

El controlador fuzzy con el que se evaluó cada uno de los sistemas está diseñado en base a las

características y parámetros definidos por el experto. Dicho controlador consta de dos entradas ERROR y D_ERROR y una salida definida como OUT, estas utilizan tanto funciones de tipo triangular como trapezoidal con el fin de mejorar y facilitar la implementación del controlador.

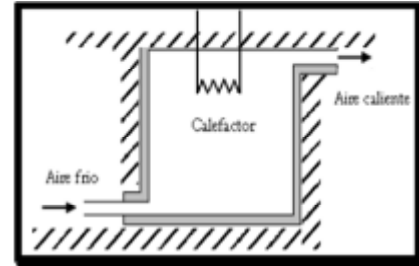


Fig. 2: Descripción del sistema de temperatura

En la figura 3 y 4 se muestra la respuesta de dicho controlador a cada uno de los sistemas de nivel y temperatura respectivamente. Los valores de referencia fueron configurados previamente; para el caso del sistema de nivel es de 5m y para el sistema de temperatura es de 35°C.

Como se puede apreciar la respuesta del controlador a cada uno de los sistemas presenta un buen desempeño, el control fuzzy permite eliminar las sobreoscilaciones y garantiza una buena estabilidad, pero requiere un tiempo de establecimiento bastante alto.

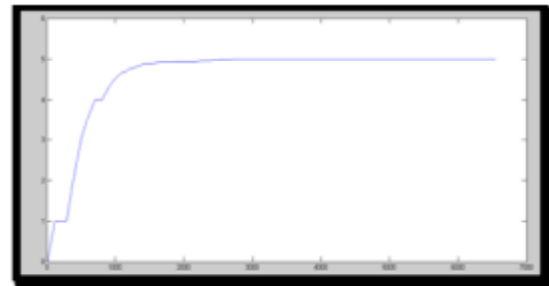


Fig. 3. Respuesta del controlador FUZZY del sistema de control de nivel

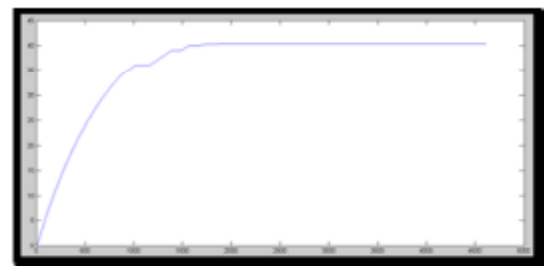


Fig. 4: Respuesta del controlador FUZZY del sistema de control de temperatura

3. ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN

En el desarrollo de este trabajo se implementan dos tipos de algoritmos heurísticos de búsqueda y optimización. El primero de ellos llamado Algoritmo Genético, se basa en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859).

Por imitación de este proceso, los Algoritmos Genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

El proceso genético empieza con la creación una población aleatoria de individuos, después se prueba cada individuo con una función de costo o "fitness". Aquellos individuos considerados por el fitness como los mejores después de la selección, serán utilizados en el proceso de generación de la siguiente población.

El algoritmo genético permite que mediante los operadores de cruce y mutación se realice un cambio de código genético entre los individuos, introduciendo nuevas combinaciones de genes, lo que facilita al algoritmo una búsqueda con eficiencia en espacios de varias dimensiones.

A medida que el algoritmo evolutivo avanza, la función de costo debe minimizarse a fin de obtener los valores correspondientes a una buena respuesta.

El Simulated Annealing (SA) es el otro método de optimización utilizado en este trabajo y es el encargado de perfeccionar la respuesta del controlador fuzzy a cada uno de los sistemas.

El SA es una metodología de optimización basada en procesos termodinámicos (recocido), la idea es que a partir de una población existente se crean vecinos (versiones perturbadas de los puntos), a los cuales se les prueba su función de costo o "fitness" y si esta es de mejor calidad que la del punto existente, el vecino entra a reemplazar al punto existente.

Por medio del enfriamiento se puede lograr que vecinos de mala calidad que se pueden presentar en alto porcentaje en la parte inicial del proceso, se vayan eliminando y se reduzca la probabilidad de su aparición.

La probabilidad *prob* de que se acepte un vecino de mala calidad se logra con la ecuación 1:

$$prob = \frac{e^{(fitness - fitness_vecino)}}{Temp} \quad (1)$$

Valor el cual se compara con un dato aleatorio entre 0 y 1. La simulación de la disminución de la temperatura se logra multiplicando la temperatura por una constante de enfriamiento β menor a la unidad.

$$Temp = \beta Temp \quad (2)$$

4. RESULTADOS.

En la figura 5 se muestra un diagrama en bloques del algoritmo de diseñado para la optimización de la base de reglas del CLD, en el se aprecia como el Simulated Annealing es acoplado a los algoritmos genéticos para lograr una mejor respuesta obteniendo tiempos de establecimientos más cortos y mayor estabilidad.

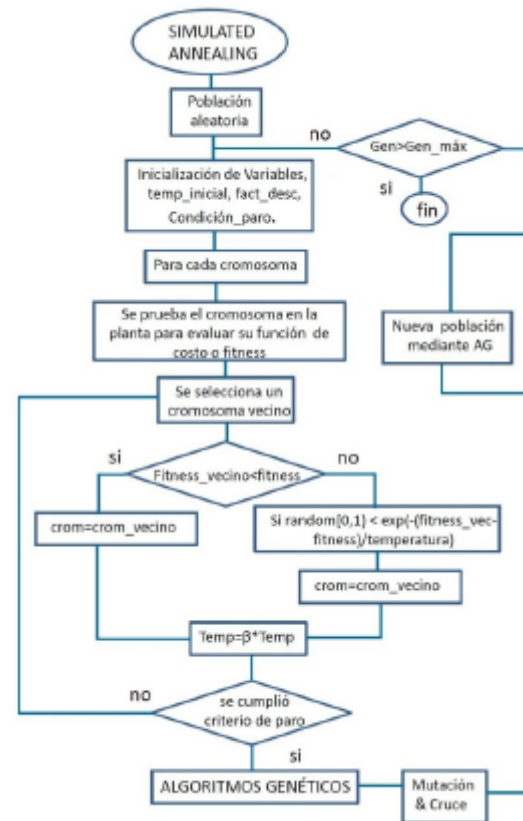


Fig. 5: Diagrama de flujo del algoritmo de optimización diseñado

Para el desarrollo de este trabajo la función de costo o función objetivo que se toma como criterio de evaluación es la Integral del Valor Absoluto, definida en la ecuación 3, que me indica que individuos de la población son los que mejores condiciones tienen a la hora de adaptarse al sistema de control.

$$J = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (3)$$

El algoritmo diseñado inicialmente se crea una población aleatoria conformada por n individuos cada uno de ellos contiene a los 25 consecuentes de un controlador difuso en particular.

Como el sistema de control en análisis tiene dos variables de entrada, (ERROR y D_ERROR) y una variable de salida (OUT) cada una compuesta por 5 conjuntos difusos, entonces el número máximo de reglas de es 5×5 .

Para formar la base de reglas del controlador difuso, se requieren los valores de los antecedentes o variables de entrada, en este caso los antecedentes 1 y 2, que se encuentran fijos en una matriz dentro de la función de MATLAB®, el tipo de conexión para este caso es “and” y el peso que se le asigna a cada regla es 1.

Después de generar la base de reglas, se evalúa la función de costo (*fitness*), con el fin de determinar el error en cada individuo. Posteriormente se crea otra población a partir de la población inicial, esta población debe conservar características de sus antecesores, el algoritmo genético mediante el cruce y la mutación garantiza que dichas características se mantengan durante todo el proceso.

A esta nueva población se le aplica la función de costo a fin de determinar un error, el error de la población inicial y este nuevo error serán comparados a través del cálculo de la probabilidad establecida por el *Simulated Annealing* (ecuacion1) este algoritmo establece que individuo se adapta de mejor manera a sistema de control difuso permitiendo que vecinos de mala calidad que se pueden presentar en alto porcentaje en la parte inicial del proceso, se vayan eliminando y reduzcan así la probabilidad de su aparición.

Este proceso se aplicará a todos los individuos de cada una de las generaciones establecidas, al final se escogerá el mejor individuo de acuerdo a su función de evaluación.

Para el algoritmo del *Simulated Annealing* se tomo una temperatura inicial de 1000 y un coeficiente de enfriamiento β de 0.95 con lo cual a cada individuo se le permite controlar la planta durante varias muestras para calcular su respectivo “fitness”. En las figuras 6a y 6b se muestra el diagrama en bloque que fue utilizado en la simulación de cada uno de los sistemas con el controlador fuzzy optimizado.

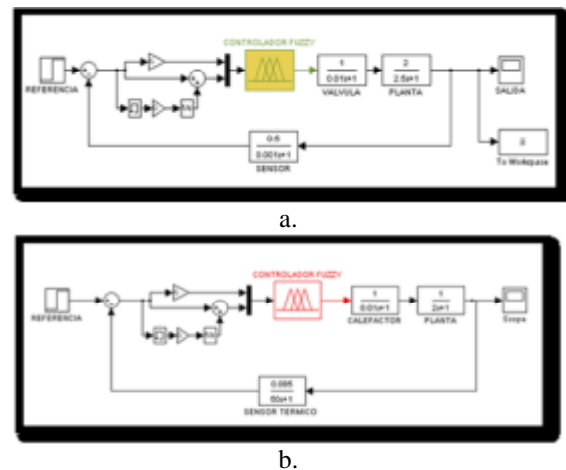
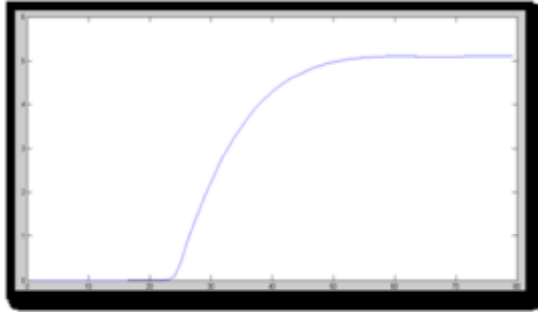


Fig. 6: Diagrama en bloques de la simulación del sistema (a. nivel, b. temperatura)

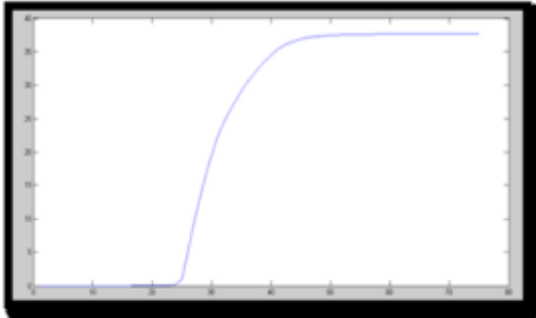
Finalmente, después de todo este proceso, donde se obtiene un índice de desempeño deseado, junto con la base de reglas obtenida por el método de optimización, los rangos de las variables de entrada salida, los datos de las funciones de membresía, tiene como salida un archivo que corresponde a una estructura donde se tienen todos los datos de inferencia difusa del sistema de control optimizado, que es utilizado en la simulación por el sistema para obtener las curvas que se muestran a continuación, que corresponden a los resultados obtenidos de esta investigación.

En la figura 7 se observa la respuesta del controlador difuso de ambos sistemas aplicando únicamente el algoritmo genético con 100 individuos y un número de 200 generaciones, se aprecia que dicha respuesta mejoró considerablemente en relación a la obtenida con la base de reglas proporcionada por el experto.

Al acoplar el *Simulated Annealing* y el Algoritmo Genético, se obtiene un mejor desempeño en cada uno de los sistemas, el tiempo de establecimiento se redujo en una amplia proporción en comparación con el control fuzzy en base al conocimiento experto y también al optimizado únicamente con el algoritmo genético.



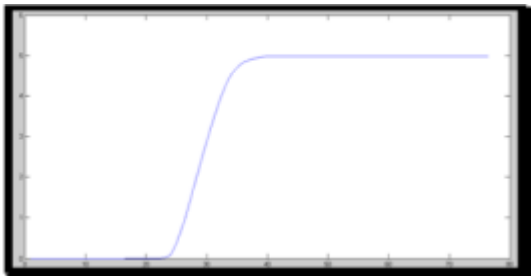
a.



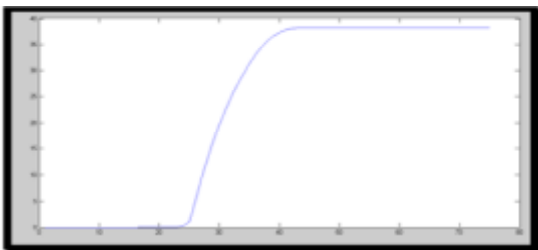
b.

Fig. 7: Respuesta del sistema de (a. nivel, b. temperatura) únicamente con el algoritmo genético

Aunque la respuesta de este último es buena, se obtiene un mejor desempeño al aplicar ambas técnicas. Esta respuesta se puede apreciar en la figura 8.



a.



b.

Fig. 8: Respuesta del sistema de (a. nivel, b. temperatura) con el Simulated Annealing y el algoritmo genético

5. CONCLUSIONES

En esta investigación se trabajó un método de optimización para las bases de reglas de un controlador difuso un controlador difuso aplicado dos sistemas diferentes comprobando su robustez y la efectividad del mismo. Los resultados aquí presentados son estimulantes para continuar trabajando con los demás parámetros de los controladores difusos tales como el número de las membrecías, el ancho de las mismas entre otros, y considerar la aplicación de estos algoritmos en aplicaciones reales.

La Lógica Difusa, los Algoritmos Genéticos y el Simulated Annealing son tecnologías de punta que empiezan a utilizarse en aplicaciones reales, el presente trabajo es un desarrollo que combina estas tecnologías en el área de controladores difusos. El uso de algoritmos evolutivos para la optimización de controladores FUZZY constituye un novedoso enfoque de resolución de problemas, con excelentes potencialidades en el campo de las aplicaciones industriales

Los resultados alcanzados en el trabajo pueden ser visualizados como el punto de partida para el desarrollo de investigaciones de punta en el área de la optimización de controladores industriales, ya que gracias a su enfoque de desarrollo este algoritmo no representa riesgos para la operación segura de la planta ni para sus operarios.

REFERENCIAS

- Tutorial On Fuzzy Logic. Technical University of Denmark, Department of Automation, 1998.
- Computación evolutiva.pdf, Andrés Romero Rodríguez, Mario Linares Vásquez, XIV CNEIS, Marzo 16, 2005.
- Conjuntos y Sistemas Difusos. Departamento de Lenguajes y Ciencias de la Computación. Universidad de Málaga.
- Iván Socolsky. Diseño de un controlador Fuzzy para el problema del péndulo invertido. Cátedra de Inteligencia Computacional. Universidad Nacional de Tucumán. Argentina, Mayo, 1999.
- Murray-Smith and K. C. Sharman. System identification and linearization using genetic algorithms with simulated annealing. University of Glasgow, 2007.
- Moins Stephane. Implementation of a simulated annealing algorithm for Matlab Training performed, 2002.