



Title: Sintonización genética de sistema de inferencia difuso aplicado al control de posición en un motor de corriente directa

Authors: RODRÍGUEZ-FRANCO, Martín Eduardo, DELGADO-GUERRERO, Sergio Humberto, LÓPEZ-ÁLVAREZ, Yadira Fabiola y JARA-RUIZ, Ricardo

Editorial label ECORFAN: 607-8695
BCONIMI Control Number: 2020-12
BCONIMI Classification (2020): 120320-0012

Pages: 10
RNA: 03-2010-032610115700-14

ECORFAN-México, S.C.
143 – 50 Itzopan Street
La Florida, Ecatepec Municipality
Mexico State, 55120 Zipcode
Phone: +52 1 55 6159 2296
Skype: ecorfan-mexico.s.c.
E-mail: contacto@ecorfan.org
Facebook: ECORFAN-México S. C.
Twitter: @EcorfanC

www.ecorfan.org

Holdings		
Mexico	Colombia	Guatemala
Bolivia	Cameroon	Democratic Republic
Spain	El Salvador	of Congo
Ecuador	Taiwan	
Peru	Paraguay	Nicaragua

INTRODUCCIÓN

- ❑ Un sistema de inferencia difuso emplea variables lingüísticas para conformar una base de conocimiento que determina un comportamiento de salida, dados ciertos parámetros de entrada; ambos con una pertenencia no absoluta a tales conjuntos (Kesarwani & Khilar, 2019).
- ❑ El uso de algoritmos genéticos en el entrenamiento de sistemas de inferencia optimiza el proceso de búsqueda de parámetros para su ajuste (Arthur, et al., 2019). Estos se inspiran en la evolución biológica de las especies estudiada por Charles Darwin (Passos & Barrenechea, 2019).
- ❑ La hibridación entre lógica difusa y algoritmos genéticos permite la convergencia eficiente de la respuesta del sistema en una solución eficaz dentro de un espacio de búsqueda acotado, estableciendo una solución global óptima (Civelek, 2019).

METODOLOGÍA

- ❑ Se conforma un prototipo de sistema de control en lazo cerrado de posición del eje de un motor de corriente directa, bajo la acción de un controlador difuso.
- ❑ El parámetro es la señal del error deducida entre un valor de referencia y aquel leído de la posición real alcanzada.
- ❑ La variable es la cantidad de energía gestionada hacia el motor empleado. Se trata de una señal eléctrica del tipo PWM (*pulse width modulation*).
- ❑ A partir de conjuntos difusos asociados al parámetro y la variable de proceso, se realiza una relación de implicación entre éstos, para definir la salida de control más eficiente.
- ❑ Se emplean algoritmos genéricos para la sintonización del sistema de inferencia, para establecer una respuesta similar a la otorgada a partir del controlador difuso puro.
- ❑ Se comparan los comportamientos del sistema de control con el controlador difuso puro y aquel deducido por sintonización mediante algoritmos genéticos.

PROTOTIPO PARA ANÁLISIS

- ❑ La consigna del sistema de control proviene de un potenciómetro manipulado por el usuario; otro potenciómetro, unido al eje del motor, retroalimenta su posición real, como se expone en la figura 1.
- ❑ Ambas señales son ingresadas a una tarjeta Arduino UNO. A partir del tratamiento de los datos ingresados, se emiten señales de control hacia una etapa de potencia y de ahí, al motor.

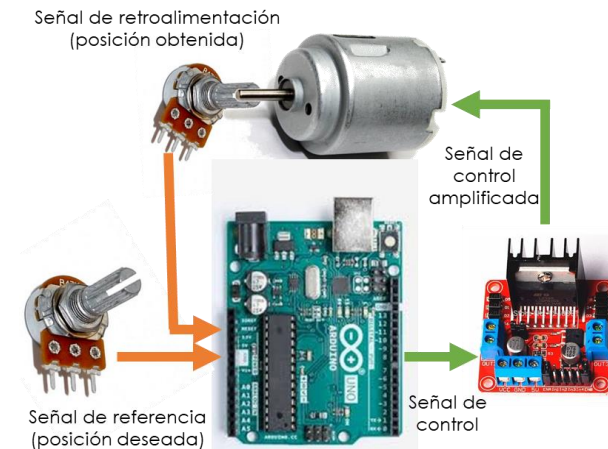


Figura 1 Sistema de control de posición de motor de corriente directa y señales
Fuente: Elaboración propia

SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO

Se contempló un sistema de inferencia difuso con cinco conjuntos de entrada y cinco conjuntos de salida, para representar el error (figura 2) y la acción de control generada (figura 3), respectivamente.

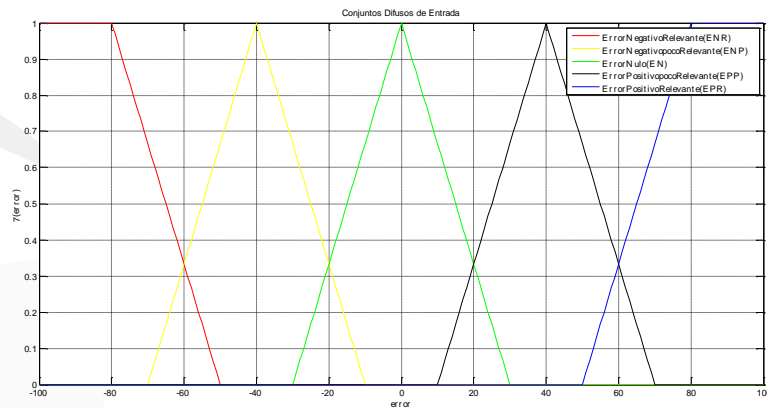


Figura 2 Conjuntos de entrada del sistema de inferencia difuso

Fuente: Elaboración propia [Matlab]

$$error = \left\{ input \in R \mid input = [-100, 100] \right\}$$

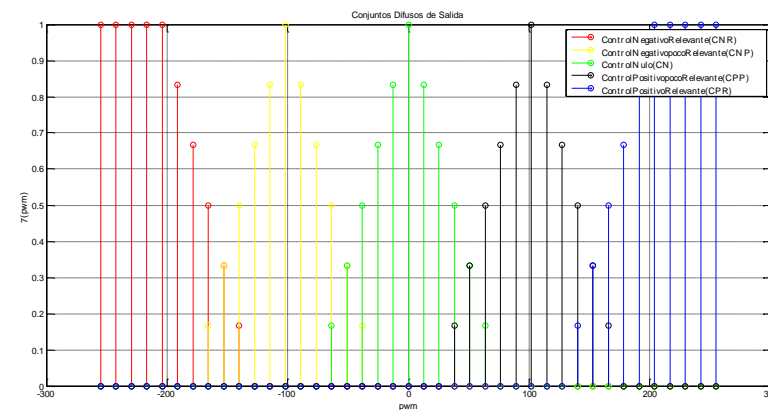


Figura 3 Conjuntos de salida del sistema de inferencia difuso

Fuente: Elaboración propia [Matlab]

$$control = \left\{ output \in R \mid output = [-255, 255]; \forall \frac{output}{25.5} \bmod 0 \right\}$$

La fuzzificación genera la entrada al mecanismo de inferencia, en el que se realiza una implicación de Mamdani, representada en la tabla 1, y la agregación. A través de la defuzzificación por centro de gravedad (COG) se obtienen datos reales de salida. Tales etapas se visualizan en la figura 4.

Tabla 1 Reglas de inferencia propuestas para el mecanismo de inferencia difusa
Fuente: Elaboración propia

Señal de error		→	Señal de control	
Error relevante	negativo	→	Control relevante	positivo
Error relevante	negativo poco	→	Control relevante	positivo poco
Error relevante	negativo nulo	→	Control	nulo
Error relevante	positivo poco	→	Control relevante	negativo poco
Error relevante	positivo	→	Control relevante	negativo

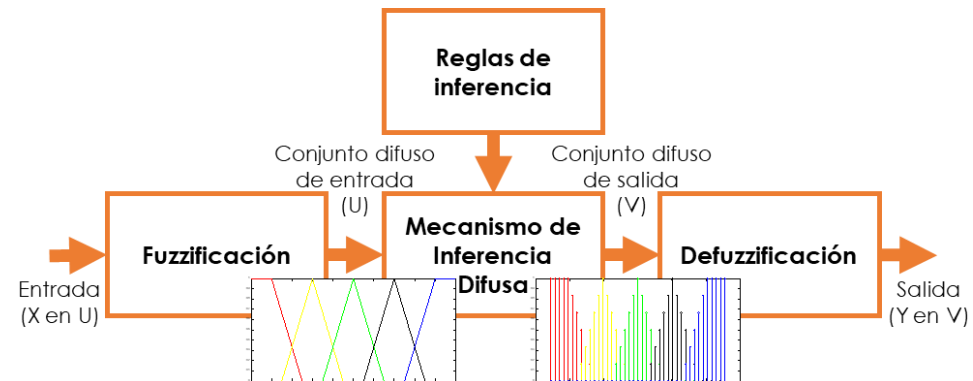


Figura 4 Etapas del sistema de inferencia difusa
Fuente: Elaboración propia

ALGORITMO GENÉTICO

Un algoritmo genético entrena al sistema de inferencia difuso, determinando los vértices de los conjuntos de entrada y salida requeridos para aproximar la reacción del mismo, según datos de del conjunto difuso de referencia. El algoritmo genético ejecuta los procesos presentados en la figura 5.

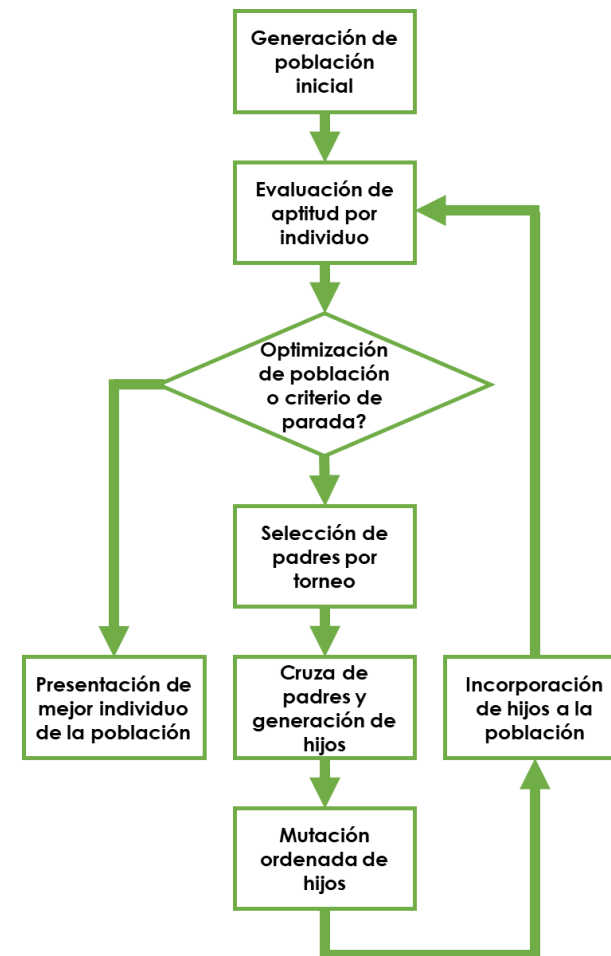


Figura 5 Procesos del algoritmo genético
Fuente: Elaboración propia

RESULTADOS

Se evaluaron los vértices de los conjuntos de entrada (figura 6) y de salida (figura 7), deducidos durante el entrenamiento del sistema de inferencia difuso. Además, de ingresar datos de prueba, para obtener el comportamiento del mismo, tanto al aplicar los valores de los vértices en los conjuntos originalmente planteados, así como aquellos obtenidos por acción del proceso de entrenamiento.

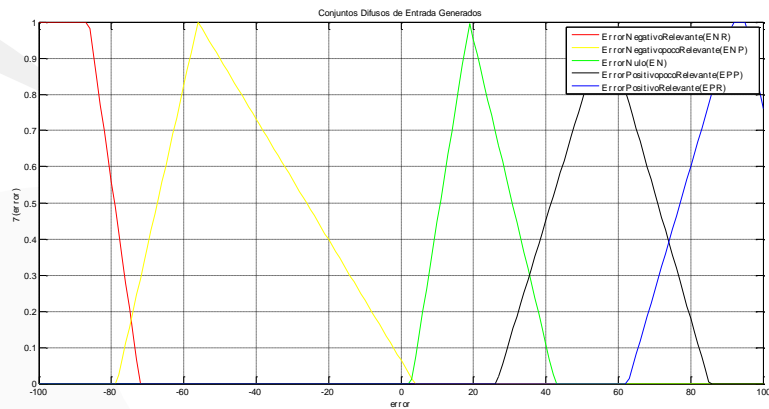


Figura 6 Conjuntos de entrada del sistema de inferencia difuso posterior al entrenamiento
Fuente: Elaboración propia [Matlab]

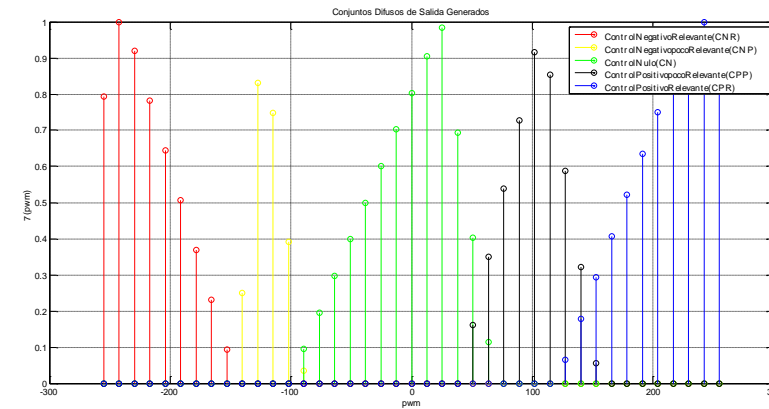


Figura 7 Conjuntos de salida del sistema de inferencia difuso posterior al entrenamiento
Fuente: Elaboración propia [Matlab]

En la figura 8 se constata una estrecha similitud entre los comportamientos de los datos de ingresados a sistema entrenado y aquellos arrojados por la aplicación de los valores de los vértices originalmente propuestos. La discrepancia global entre los valores dados de ambos grupos corresponde a 5.49%, lo cual corrobora una funcionalidad aceptable del sistema de inferencia difuso sintonizado por algoritmos genéticos.

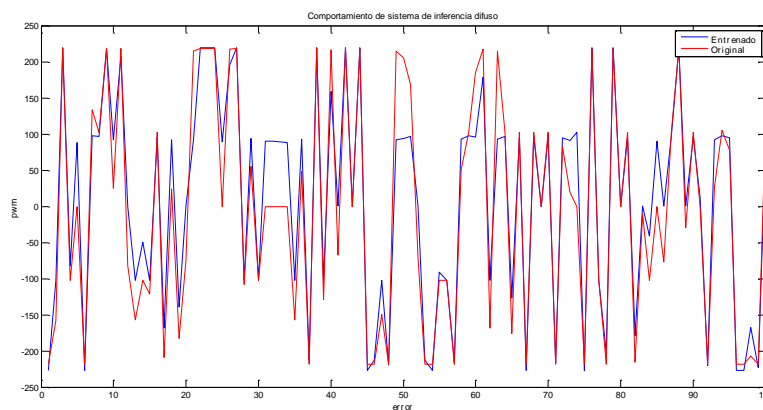


Figura 8 Comparación entre comportamientos del sistema de inferencia difuso

Fuente: Elaboración propia [Matlab]

CONCLUSIONES

- ❑ La lógica difusa establece comportamientos específicos de salida, de un sistema bajo estudio, dados ciertos parámetros de entrada.
- ❑ Los algoritmos genéticos deducen los valores óptimos que llevan al comportamiento conveniente de las variables involucradas, a través de un proceso evolutivo en éstas.
- ❑ En el presente estudio, la combinación de ambas técnicas propició la sintonización de un sistema de inferencia difuso, para el control de posición de un motor de corriente directa.
- ❑ Fue tarea del sistema híbrido deducir valores estratégicos de los vértices de los conjuntos difusos para lograr resultados adecuados.
- ❑ Al finalizar esta aplicación fue posible caracterizar un error global de 5.49% entre los datos de salida previos y los arrojados por el sistema sintonizado.

REFERENCIAS

1. Czabanski, R., Jezewski, M., & Leski, J. (2017). Theory and applications of ordered fuzzy numbers. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*. Cham: Springer International Publishers.
2. Zadeh, L. A. (1999). Computing with words in information/intelligent systems 1. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*. Heidelberg: Springer-Verlag.
3. Kesarwani, A., & Khilar, P. M. (2019). Development of trust based access control models using fuzzy logic in cloud computing. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*. In Press, Corrected Proof.
4. Bede, B., Rudas, I. J., & Fodor, J. (2007). Friction model by using fuzzy differential equations. *Lecture Notes in Computer Science*. 23-32.
5. Qiao, F., et al. (2004). Adaptive sliding mode control for MIMO nonlinear systems based on fuzzy logic scheme. *International Journal of Control, Automation and Systems*. 51-62.
6. Lee, D. H., et al. (2010). Robust H^∞ control for uncertain nonlinear active magnetic bearing systems via Takagi-Sugeno fuzzy models. *International Journal of Control, Automation and Systems*. 636-646.
7. Kunqi, M., et al. (2019). Numerical investigation on fuzzy logic control energy management strategy of parallel hybrid electric vehicle. *Energy Procedia*. 2643-2648.
8. Passos, G., & Barrenechea, M. (2019). Genetic algorithms applied to an evolutionary model of industrial dynamics. *EconomiA*. In Press Corrected Proof.
9. Arthur, J., et al. (2019). Genetic algorithm for nuclear data evaluation applied to subcritical neutron multiplication inference benchmark experiments. *Annals of Nuclear Energy*. 853-862.
10. Civelek, Z. (2019). Optimization of fuzzy logic (Takagi-Sugeno) blade pitch angle controller in wind turbines by genetic algorithm. *Engineering Science and Technology, an International Journal*. In Press, Corrected Proof.
11. Cpalka, K. (2006). A Method for Designing Flexible Neuro-fuzzy Systems. *Lecture Notes in Computer Science*. 212-219.



ECORFAN®

© ECORFAN-Mexico, S.C.

No part of this document covered by the Federal Copyright Law may be reproduced, transmitted or used in any form or medium, whether graphic, electronic or mechanical, including but not limited to the following: Citations in articles and comments Bibliographical, compilation of radio or electronic journalistic data. For the effects of articles 13, 162,163 fraction I, 164 fraction I, 168, 169,209 fraction III and other relative of the Federal Law of Copyright. Violations: Be forced to prosecute under Mexican copyright law. The use of general descriptive names, registered names, trademarks, in this publication do not imply, uniformly in the absence of a specific statement, that such names are exempt from the relevant protector in laws and regulations of Mexico and therefore free for General use of the international scientific community. BCONIMI is part of the media of ECORFAN-Mexico, S.C., E: 94-443.F: 008- (www.ecorfan.org/ booklets)