

Controlador PID de una celda termoeléctrica: Sintonización por medio de algoritmos genéticos con codificación real

Juan Fernando García-Mejía¹, Allan Antonio Flores-Fuentes², Carlos Eduardo Torres-Reyes, José Arturo Pérez-Martínez³

Universidad Autónoma del Estado de México Centro Universitario UAEMex
Atlacomulco
fgarciam@uaemex.mx

Abstract. Una celda termoeléctrica es un dispositivo semiconductor que se aplica en la refrigeración, dado que es un intercambiador eléctrico de temperatura la mejora a su desempeño puede realizarse por medio de un controlador PID, cuyo diseño en el presente trabajo se realizó en base a una técnica evolutiva denominada algoritmo genético, que utiliza como función de costo el inverso del error cuadrático medio. En este trabajo se realiza una comparación entre el desempeño del controlador sintonizado por medio de criterio de Zigler Nichols, y el ajustado por medio de un algoritmo genético, cuya codificación de parámetros se realizó con números reales, aplicando un operador de cruzamiento aritmético.

Keywords: Algoritmo genético, celda termoeléctrica, codificación real.

1 Introducción

Las celdas termoeléctricas (TEC, por sus siglas en inglés) son dispositivos semiconductores que permiten el intercambio de temperatura entre las superficies que lo forman en función de la aplicación de una determinada señal eléctrica. Mientras que una cara enfriá, la otra calienta, esto se revierte mediante un cambio de polaridad del voltaje aplicado a la celda. Las aplicaciones de los TEC se encuentran en micro refrigeración y refrigeradores móviles [1].

La relación que existe entre la temperatura de enfriamiento y la corriente de alimentación de una celda termoeléctrica puede caracterizarse por medio de una función de transferencia en términos de la variable compleja s tal como se muestra a continuación en la ecuación 1 [2] donde $\tilde{I}(s)$ es la corriente de alimentación de la celda y $\tilde{T}_L(s)$ la temperatura de la celda.

$$\frac{\tilde{T}_L(s)}{\tilde{I}(s)} = G_I(s) = -6.4061 \left(\frac{0.064s + 0.00854}{s^2 + 0.5964s + 0.00855} \right) \quad (1)$$

Una respuesta típica, mostrada en la Fig. 1 puede manipularse por medio de técnicas de ingeniería de control tales el controlador Proporcional Integral Derivativo (PID) que consiste de tres valores denominados k_p, k_i, k_d , la función de transferencia de este en su implementación paralela se observa en la ecuación 2.

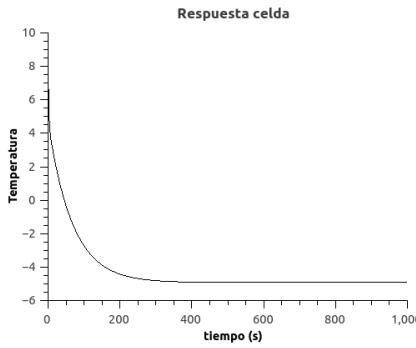


Fig. 1. Respuesta de la celda termoeléctrica.

$$PID = C(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = k_p + \frac{k_i}{s} + k_d s \quad (2)$$

En base a las ecuaciones 1 y 2 es posible construir un esquema de control como se muestra en la figura 2.

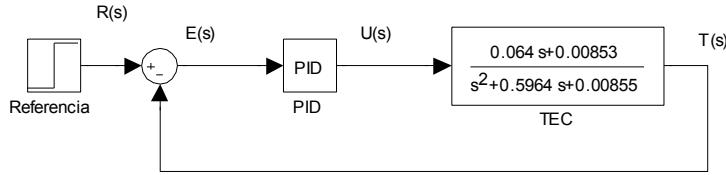


Fig. 2. Esquema de control.

El ajuste de los valores k_p, k_i, k_d se realiza de manera habitual por medio del criterio de Ziegler-Nichols, una alternativa a este se encuentra en el uso de técnicas evolutivas, las cuales en términos generales son series de pasos definidos con aplicación en la optimización o de aprendizaje con la capacidad de evolucionar [3], una de ellas fue el algoritmo genético simple (GA, por sus siglas en inglés), desarrollado por John Holland en la década de los 60 en la Universidad de Michigan, en base a los principios de Charles Darwin y Gregory Mendel presentes en la naturaleza [4].

2 Algoritmos genéticos

En esta sección se documenta un breve estado del arte sobre el uso de algoritmos genéticos en la sintonización de controladores PID, posteriormente se describe el algoritmo que se emplea en el desarrollo de la propuesta que se documenta en el presente trabajo.

2.1 Estado del Arte

El uso de técnicas evolutivas y en específico de algoritmos genéticos en la sintonización de controladores PID es documentado en la literatura especializada,

como muestra Mohd S *et al* [5] donde realizan una comparación entre evolución diferencial, algoritmos genéticos y criterio de Zigler-Nichols, demostrando que las técnicas evolutivas presentan ventajas en cuanto al desempeño con respecto a técnicas analíticas como Zigler-Nichols. Li J *et al* [6] realizaron un algoritmo genético con codificación real, el cual no demuestra diferencias significativas con respecto al uso de un enjambre de partículas. Reynoso G *et al* [7] muestra un procedimiento de sintonización automática de parámetros de un controlador PID en forma serie, el cual muestra ventajas sobre Zigler-Nichols al controlar la respuesta de un conjunto de plantas de prueba propuestas de manera teórica. Renato A *et al* [8] utiliza un algoritmo genético con codificación real para sintonizar un PID de dos grados de libertad, como planta de estudio se propone la función característica de un servomotor. Valarmathi *et al* [9] controla el nivel de líquido de un tanque modelado como un sistema no lineal utilizando un controlador PID. Yang M *et al* [Yang 2012] controlan la velocidad de rotación de un motor a través de un algoritmo genético cuyo criterio de paro es la convergencia del algoritmo.

En base a lo documentado en el estado del arte se puede aseverar que la sintonización de controladores tipo PID realizada por algoritmos genéticos ofrecen mayores ventajas que el criterio de Zigler-Nichols, [5], [7], [9], cabe destacar que la codificación empleada en los citados trabajos fue binaria, esto puede presentar errores de truncamiento en el momento de representar las variables k_p, k_i, k_d ; esto es solucionado por una codificación real en [6] y [8], por último en [10] se documenta el paro de algoritmo genéticos por medio de la convergencia de la función objetivo.

Con lo anterior en mente se propone realizar la sintonización de un controlador PID aplicado a una celda termoeléctrica por medio de un algoritmo genético simple, con codificación real, pero haciendo énfasis en el estudio del operador de cruzamiento dado que no fueron documentados en [6] y [8] las variantes que presenta el cruzamiento aritmético empleado

2.2 Pseudocódigo del algoritmo propuesto

Un algoritmo genético simula algunos aspectos propios de la teoría de la evolución de las especies de Darwin. Los mejores individuos de una determinada población tienen mayores posibilidades de supervivencia y reproducción; las posibilidades disminuyen o son nulas para los débiles. Los pasos que caracterizan a un algoritmo genético simple son los siguientes [11] y [12].

- i. definir una función de aptitud o función objetivo
- ii. generar una serie de posibles soluciones de manera aleatoria (población)
- iii. codificar la población
- iv. evaluar con la población, iniciando así la i esima generación
- v. seleccionar soluciones que se reproducirán
- vi. aplicar una operación de cruzamiento
- vii. mutar algunos elementos resultantes del cruzamiento

viii. reemplazar elementos de la población de la i esima generación con los mejores elementos de vi y vii

ix. detener, si se cumple criterio de paro, y en caso contrario saltar a iv

En términos generales los algoritmos evolutivos constituyen técnicas que se engloban bajo el concepto de soft computing, el cual es un enfoque que remarca la habilidad de la mente humana para razonar y aprender en un ambiente de incertidumbre e imprecisión. Este término fue acuñado por Lofti Zadeh en 1992 [13] Cuando existe una sinergia entre las técnicas antes mencionadas se denomina inteligencia computacional [14].

3 Metodología

En esta sección se muestra los pasos que se realizaron para optimizar el controlador PID, aplicado a la celda termoeléctrica. Donde el objetivo perseguido es la minimización del error medio cuadrático, el cual se explica como la diferencia que existe entre la respuesta del TEC y la referencia deseada.

3.1 Función objetivo

Como se menciono en secciones anteriores, un algoritmo genético tiene una función objetivo, para este caso la función objetivo se puede construir a partir de la función de transferencia en lazo cerrado del esquema propuesto en la figura 2 y las ecuaciones (1) y (2) obteniéndose la expresión matemática (3).

$$T(s) = \frac{G_I(s)C(s)}{1 + G_I(s)C(s)} R(s) \quad (3)$$

De (2) y (3) se puede observar que la salida $T(s)$ depende de los valores k_p, k_i, k_d , así mismo de la figura 2 se puede definir (4).

$$E(s) = R(s) - T(s) \quad (4)$$

Ahora bien, una función objetivo se puede definir como se muestra en (5) [15], a partir de esta información y del concepto de valor cuadrático medio es posible construir la función objetivo que se muestra en (6) donde T es el tiempo de simulación

$$\min(\max) f(x), x = [x_1, x_2, \dots x_n]^T \in \mathbb{R}^n \quad (5)$$

$$f_{obj}(k_p, k_i, k_d) = \max \left(\frac{1}{1 + \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T E(k_p, k_i, k_d)^2}} \right) \quad (6)$$

3.2 Población y Codificación

La colección de sujetos propuestos como posibles soluciones son generados de manera aleatoria (40 en total) con una distribución uniforme, codificando los cromosomas con números reales, de tal forma que el formato del cromosoma tiene la siguiente forma.

$$\text{cromosoma} = [k_p, k_i, k_d]^T$$

3.3 Selección

Los cromosomas que se seleccionaron para el cruzamiento en sucesivas generaciones fueron escogidos mediante una ruleta, donde los sujetos con mayor valor de afinidad, (mayor valor de $f_{obj}(k_p, k_i, k_d)$) se privilegian sobre los de menor afinidad. El operador de ruleta es el más estocástico de los métodos de selección, en relación con el torneo y el elitismo, es por eso que fue empleado en este trabajo.

3.4 Cruzamiento

El cruzamiento es determinado por el tipo de codificación. En este caso se emplea el operador de cruce denominado aritmético, cuyo procedimiento se muestra en esta sección.

Sean dos cromosomas $C_1 = [k_p^1, k_i^1, k_d^1]$ y $C_2 = [k_p^2, k_i^2, k_d^2]$ que fueron seleccionados mediante un procedimiento de ruleta, los descendientes de estos $H_k = [k_p^k, k_i^k, k_d^k]$ donde $k = 1,2$ son generados mediante, para $\alpha = [0,1]$

$$H_1 = \alpha(C_1 + ((1 - \alpha) * C_2))$$

$$H_2 = \alpha(C_2 + ((1 - \alpha) * C_1))$$

Se tienen 3 posibles situaciones con respecto al valor de α :

- Si $\alpha = 0.5$ se tiene un cruzamiento uniforme
- Si α varia en las generaciones se tiene un cruzamiento no uniforme, al igual que si varía en cada cruzamiento

En este trabajo se realizó el contraste entre las tres posibles situaciones presentes en el valor de α y el criterio de Zigler-Nichols, cabe destacar que los desarrollos documentados

3.5 Mutación

Este operador permite añadir variabilidad a un algoritmo genético, en este caso se mutan 2 individuos por cada generación a través del siguiente procedimiento:

A partir de un cromosoma C'_i se puede obtener un cromosoma transformado o mutado C''_i a partir de la siguiente expresión donde el tamaño de paso de la mutación $\beta = [0,1]$ y la dirección de la misma se representa por d (7)

$$C''_i = C'_i + \beta * d \quad (7)$$

3.5 Criterio de paro

Como se muestra en el pseudocódigo listado en la sección 2.2 el algoritmo se ejecutara hasta que se cumpla un determinado criterio, los cuales en términos generales son dos: un determinado número de ejecuciones (denominadas generaciones) o la convergencia del algoritmo, este último es el empleado en esta propuesta

4 Resultados

Para afirmar que la mejor elección de sintonización de un PID aplicado a un celda termoeléctrica es un algoritmo genético se desarrollaron una serie de simulaciones codificadas en Scilab con una temperatura de referencia o de *set point* de -5 grados centígrados, la primera se sintonizó el controlador por medio del ajuste de Zigler-Nichols, obteniéndose como respuesta la mostrada en la fig. 3, posteriormente se realizaron simulaciones ajustando los valores de k_p, k_i, k_d con un algoritmo genético, con los tres casos posibles del parámetro α que se especificaron en la sección 3.4. Por otra parte la fig. 6 y la 7 muestran los comparativos de la señal de salida de la celda termoeléctrica a distintos valores de α y la convergencia de los algoritmos respectivamente

Una síntesis de los resultados es mostrada en la tabla 1 donde se observa la comparación de resultados obtenidos con las técnicas expuestas en este documento

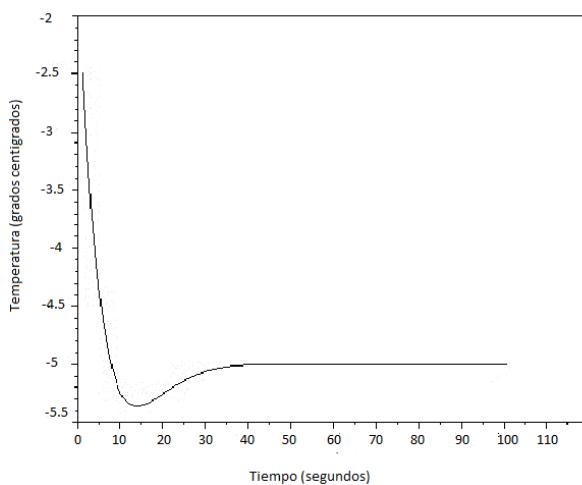


Fig. 3. Respuesta de la TEC con PID ajustado por Zigler-Nichols

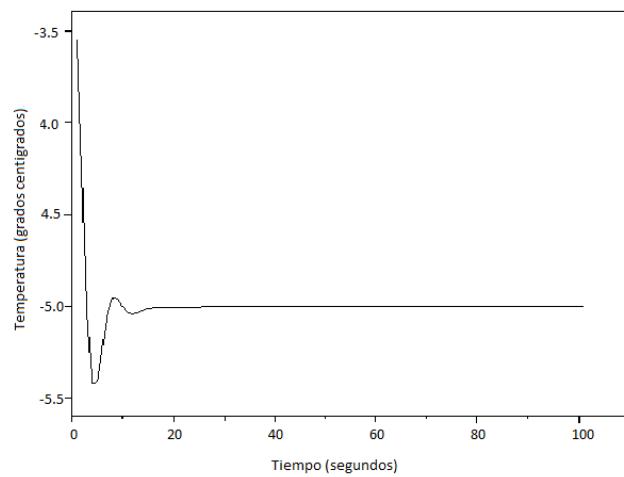


Fig. 4. Respuesta de la TEC con PID ajustado GA con cruzamiento aritmético no uniforme con α variando durante el algoritmo

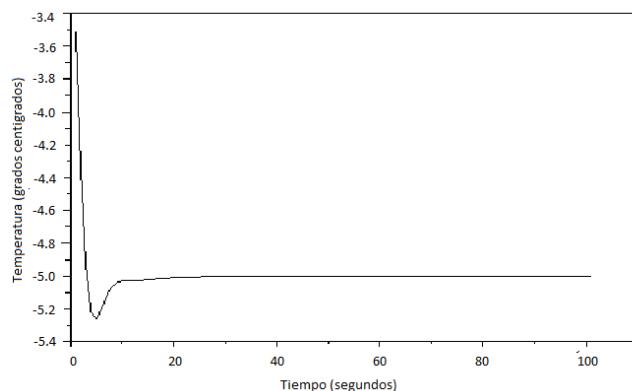


Fig. 5. Respuesta de la TEC con PID ajustado GA con cruzamiento aritmético no uniforme con α variando durante el cruzamiento

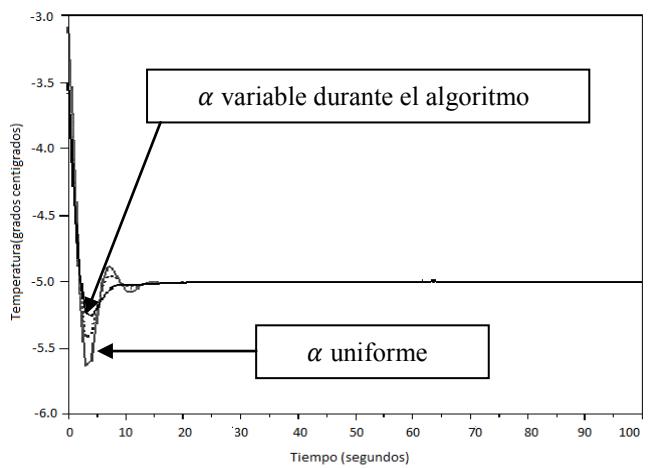


Fig. 6. Comparativo de la respuesta de la TEC para los distintos casos de α variando durante el algoritmo

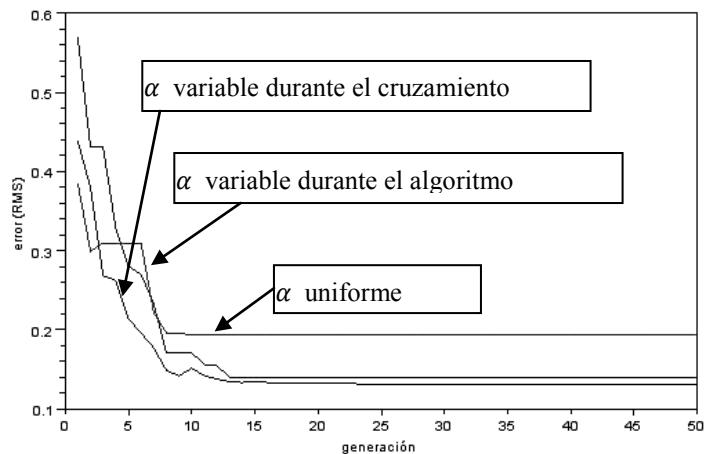


Fig. 7. Comparativo de la convergencia del GA para los distintos casos de α variando durante el algoritmo

Tabla 1. Resultados de los algoritmos empleados

Técnica	Error cuadrático medio	k_p k_i k_d	t_s	Valor del sobre impulso
Ajuste de Zigler-Nichols	0.33797	- 2.4 - 0.6 - 2.3	40	-5.4
GA uniforme	0.14771	- 3.23159 - 5.4424 - 3.88796	25	- 5.638
GA no uniforme generacional	0.13096	- 5.27236 - 6.97429 - 5.9389	25	- 5.419
GA no uniforme en la crusa	0.11182	- 7.21334 - 5.57544 - 5.7163567	30	- 5.263

5 Análisis de Resultados

De acuerdo a las figuras y la tabla producto de las simulaciones realizadas se observa que una técnica evolutiva es una buena opción para la sintonización de los parámetros de un controlador PID, esto concuerda con las referencias, [5], [7] y [9], el inconveniente de la codificación binaria es subsanado por la representación real, lo que involucra el uso de operadores específicos como el de cruce aritmético que a pesar de ser usado en [6] y [8] no muestran a detalle la elección del parámetro α .

De tal forma que los criterios de la comparación entre técnicas de sintonización fueron el tiempo de establecimiento, así como el error cuadrático medio y el valor del sobreimpulso los cuales son menores en un GA no uniforme en la crusa en relación con el GA no uniforme generacional, GA uniforme y ajuste de Zigler-Nichols.

6 Conclusiones

El uso de un algoritmo genético en el diseño de un controlador PID se justifica plenamente a partir de los resultados mostrados. También se plantea a futuro el uso de otros operadores de cruce tal como el BLX- α [16] así como otras técnicas evolutivas. Es destacable el uso de Scilab el cual es de software libre, en la escritura de los códigos empleados. Por otra parte la celda termoeléctrica es susceptible a ser controlada por una combinación de técnicas clásicas de control con inteligencia artificial

Agradecimientos. Los autores agradecen a la Secretaría de Investigación y Estudios Avanzados de la UAEMex por el apoyo brindado en la realización de este proyecto

Referencias

- [1] Tarter R., Solid-state power conversion handbook. United State of America: John Wiley and Sons 1993
- [2] Song Shaojing Temperature Control of Thermoelectric cooler Based on Adaptive NN-PID International Conference on Electrical and Control Engineering 2010
- [3] Burger, C. Propeller performance analysis and multidisciplinary optimization using a genetic algorithm. Auburn University). ProQuest Dissertations and Theses 2007
- [4] Yang X. S. Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms United Kingdom : Luniver Press 2011
- [5] M.S.Saad, H.Jamaluddin,I.Z.M. Darus "Implementation of PID Controller tuning using differential evolution and Genetic Algorithms," Int. J. of Innovative Computing, Information and Control (ICIC), Vol 8, num 11, pp 7761-7779, Nov 2012
- [6] Li Junli,Mao Jianlin, Zhang Guanghui "Evolutionary algorithms based parameters tuning of PID controller", Control and Decision Conference, Mianyang, China, pp 416-420, 2011.
- [7] G. Reynoso-Meza, J. Sanchis, J.M. Herrero, C. Ramos, "Evolutionary auto-tuning algorithm for PID controllers", IFAC Conf. on Advances in PID control PID'12, Brescia(Italy), March 28-30, 2012.FrB1.6.
- [8] Renato A. Krohling and Joost P. Rey "Design of Optimal Disturbance Rejection PID Controllers Using Genetic Algorithms" IEEE Transactions on evolutionary computation, vol. 5, no. 1, february 2001
- [9] R.Valarmathi, P.R.Theerthagiri, S.Rakeshkumar "Design and Analysis of Genetic Algorithm Based Controllers for Non Linear Liquid Tank System" Advances in Engineering, Science and Management (ICAESM), pp 616 - 620 March 2012
- [10] Ming Yang Lei Zhang ; Weiping Zhao ; Zhanshuang Hu "Optimization of dc motor rotary speed controller based on the genetic algorithm" World Automation Congress (WAC), 2012, pp 1-4 June 2012
- [11] Mitchell, M. "An introduction to genetic algorithms. MIT Press" USA 1998.
- [12] Mitsuo Gen, Runwei Cheng. "Genetic algorithms and engineering optimization". John Wiley and Sons, 2000
- [13] Konar A. "Computational intelligence principles, techniques, and applications". Paises Bajos:Springer-Verlag 2005
- [14] Yu X. Introduction to Evolutionary Algorithms. United States of America: Springer, 2010
- [15] Ponstein J.P Approaches To The Theory Of Optimization Cambridge University Press 2004
- [16] Ana Mª Sánchez "Algoritmos Genéticos para Codificación Real con Operador de Cruce Híbrido con Múltiples Descendientes: 2BLX0.5-2FR0.5-2PNX3-2SBX0.01" VI Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados pp.411-418 Malago 2009