

SINTONIZACIÓN POR MICROALGORITMO GENÉTICO DE UN CONTROLADOR PROPORCIONAL INTEGRAL DERIVATIVO APLICADO A UNA CELDA TERMOELÉCTRICA

García Mejía Juan Fernando, Flores Fuentes Allan Antonio,
Pérez Martínez José Arturo, García Mejía José Antonio
Universidad Autónoma del Estado de México Centro Universitario UAEMex Atlacomulco
Carretera Toluca Atlacomulco Km.60 Atlacomulco Estado de México CP 50450
Tel 017121220446
fgarciam@uaemex.mx

RESUMEN.

La optimización numérica se puede definir como la búsqueda del mejor resultado de una función matemática representativa de un determinado problema, el cual puede ser determinístico o estocástico. Un ejemplo de problemas de optimización es la minimización del error cuadrático medio de sistemas de control, con esta finalidad se propone en este trabajo el ajuste de las ganancias de un controlador proporcional-integral-derivativo aplicado a una celda termoelectrica — un dispositivo semiconductor empleado en refrigeración móvil — por medio de una técnica evolutiva denominada micro algoritmo genético con codificación real, la cual reportó reducciones en el error cuadrático medio, sobre impulso y tiempo de establecimiento en comparación con el criterio de Zigler-Nichols. Cabe destacar que la propuesta fue simulada en Scilab un software de simulación matemática de licencia tipo GNU.

Palabras Clave Celda termoelectrica, optimización micro algoritmo genético

ABSTRACT.

The numerical optimization can be defined as the search for the best result of a mathematical function representative of a particular problem, which can be deterministic or stochastic. An example of optimization problems is to minimize the mean square error of control systems for this purpose is proposed in this paper the adjustment of profits of a proportional-integral-derivative controller applied to a thermoelectric cell — a semiconductor device used in mobile refrigeration — through an evolutionary technique called real-coded micro genetic algorithm, which reported reductions in the mean square error, overshoot and settling time compared to the standard of Zigler-Nichols. It notes that the proposal was simulated in Scilab software mathematical simulation of GNU type.

Keywords: thermoelectric cell, optimization, micro genetic algorithm

1. INTRODUCCIÓN

Una celda termoelectrica es un dispositivo semiconductor que se usa en la micro refrigeración y la refrigeración móvil, dado que en determinadas condiciones de polarización es capaces de absorber o disipar temperatura [1].

La ecuación 2 describe la relación entre la corriente de polarización y el comportamiento dinámico de una TEC se caracteriza por medio de una función de transferencia en terminos de la variable compleja s [2].

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

Donde $\tilde{I}(s)$ es la corriente de polarización, mientras que la temperatura de salida de la celda se representa por $\tilde{T}_L(s)$. La respuesta de la celda termoelectrica a una corriente de polarización de 0.78 Ampers se muestra en la figura 1, la cual se puede manipular por medio de técnicas de ingeniería de control tales el controlador Proporcional Integral Derivativo (PID), este es el mas usado en el sector industrial, su función de transferencia en su implementación paralela se describe en la ecuación 2 y consiste de tres ganancias denominadas k_p, k_i, k_d .

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

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

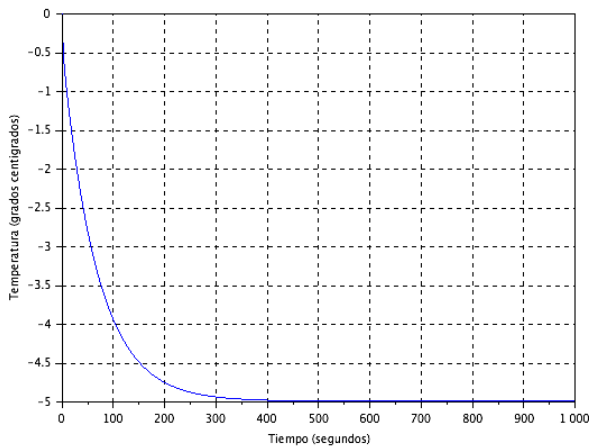


Figura 1 Respuesta en lazo abierto de una celda termoelectrica

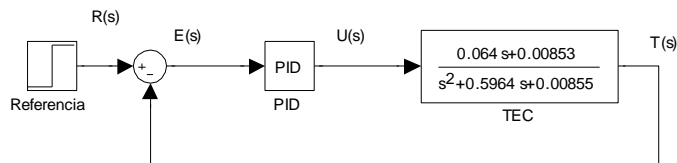


Figura 2 Esquema de control propuesto

El ajuste de los valores k_p, k_i, k_d se realiza de manera habitual por métodos analíticos como el criterio de Ziegler-Nichols, una alternativa a este se encuentra en el uso de técnicas evolutivas, las cuales son series de pasos definidos con aplicación en la optimización con la capacidad de evolucionar [3].

Uno de los algoritmos evolutivos más difundidos es el algoritmo genético simple o canónico (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 biológicos presentes en la naturaleza descritos por Charles Darwin y Gregory Mendel [4].

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 Ziegler-Nichols, demostrando que las técnicas evolutivas presentan ventajas en cuanto al desempeño con respecto a técnicas analíticas como Ziegler-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 Ziegler-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* [10] 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 Ziegler-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 ultimo en [11] 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 termoelectrica por medio de un algoritmo genético de población reducida, denominado micro algoritmo genético (μ -GA). Esto con la finalidad de realizar en trabajos posteriores controladores adaptativos de la celda termoelectrica implementados en dispositivos de alta escala de integración.

2. ALGORITMOS EVOLUTIVOS.

La optimización es una de las áreas de la ingeniería, es un conjunto de ideas que encuentran el mejor resultado posible o el óptimo bajo ciertas consideraciones denominadas restricciones a un determinado problema [12]. Un caso particular de esta es la optimización numérica la cual es un proceso donde el óptimo global (valor máximo o mínimo) de una función objetivo $f_{obj}(p)$ se busca por medio de la elección de una variable adecuada o parámetro de un vector p . Esto es realizable por medio de dos tipos generales de técnicas: determinísticas y estocásticas [13].

Ahora bien, los algoritmos evolutivos (EA, por sus siglas en inglés) son series de pasos definidos con aplicación en la optimización o de aprendizaje con la capacidad de evolucionar. Estos tienen tres características principales [4]:

- Basado en la población. Un EA mantienen un conjunto de soluciones, llamada población, para optimizar o aprender el problema en forma paralela. Este es un principio básico del proceso evolutivo.
- Fitness-orientada. Todas las soluciones en una población se llama individuo, tiene una representación llamada código y la evaluación de desempeño se denomina aptitud (o fitness). Un EA privilegia a los individuos más aptos, que permitan la optimización y la convergencia de los algoritmos
- Variación de motor. Los individuos de una población que se someten a una serie de operaciones con la

finalidad de introducir variaciones en su código, esto es fundamental para buscar un espacio de soluciones

2.1. Algoritmo genético.

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. El pseudocódigo representativo de un algoritmo genético simple es el siguiente [14] y [15]:

- 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-ésima 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-ésima generación con los mejores elementos de vi y vii*
- ix. *detener si se cumple el criterio de paro, en caso contrario ir al paso a iv*

2.2. Micro algoritmo genético.

Una de las variantes de los GAs se denomina micro algoritmo genético (μ -GA), cuyo primer antecedente se documenta en [16], donde Goldberg experimentó con un Algoritmo Genético (AG) simple de representación binaria, utilizando una población de sólo 3 individuos y afirmó que éstos eran suficientes para asegurar la convergencia sin importar el tamaño del cromosoma. En este trabajo, Goldberg aplicó los operadores genéticos hasta alcanzar una convergencia nominal conceptualizada como la generación en la cual los individuos son muy similares o se alcanza cierto número predefinido de iteraciones, obteniendo un nuevo individuo (el de mejor aptitud), para posteriormente generar de manera aleatoria los otros dos individuos que completarán la nueva población. Posteriormente Kalmanje Krishnakumar en 1989, propone un GA con población reducida (no más de 5 cromosomas) a diferencia de los 40 a 300 individuos de la versión canónica [17] lo cual permite obtener un algoritmo evolutivo de bajo costo computacional.

De forma general un micro algoritmo genético se puede representar por medio del siguiente pseudocódigo

- i. *definir una función de aptitud o función objetivo.*
- ii. *generar una población de trabajo con posibles soluciones de manera aleatoria.*
- iii. *codificar las soluciones generadas.*

- iv. *evaluar las soluciones.*
- v. *seleccionar soluciones que se reproducirán.*
- vi. *aplicar operadores de cruzamiento para obtener nuevas soluciones.*
- vii. *reemplazar elementos de la población con los mejores elementos del paso vi.*
- viii. *si se cumple el criterio de convergencia nominal establecido pasar a ix, en caso contrario ir al paso a iv.*
- ix. *conservar un porcentaje de soluciones obtenidas de vii.*
- x. *generar una nueva población de trabajo a partir de los elementos de ix y complementados con cromosomas generados de forma aleatoria.*
- xi. *si se cumple la convergencia general se detiene el algoritmo, caso contrario saltar a iv.*

3. METODOLOGÍA.

En esta sección se determinan los parámetros de los operadores de los algoritmos propuestos, lo cual se llevo a cabo para optimizar el controlador PID, aplicado a la celda termoeléctrica. Donde el objetivo es la minimización del valor cuadrático medio (RMS) del error, el cual se explica como la diferencia que existe entre la respuesta del TEC y la referencia deseada. Con esta finalidad se prueba el micro algoritmo genético descrito en la sección 2.2

3.1. Función objetivo.

Como se mencionó en la sección 2 de este documento, 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 ecuación 3.

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

De las ecuaciones 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 la ecuación 4.

Una función objetivo se puede definir como se muestra en la ecuación 5 [18], a partir de esta información y del concepto de valor cuadrático medio es posible construir la función objetivo que se muestra en la ecuación 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 (5 en total) con una distribución uniforme, codificando los cromosomas con números reales, por lo tanto es posible describirlos matematicamente como :

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

3.3. Población y codificación.

Los cromosomas que se seleccionaron para el cruzamiento en sucesivas generaciones fueron escogidos mediante elitismo, donde los sujetos con las afinidades mas altas, (mayor valor de $f_{obj}(k_p, k_i, k_d)$) se privilegian sobre los de menor afinidad.

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 $H_k = [k_p^k, k_i^k, k_d^k]$ son generados mediante las ecuaciones 7 y 8; para $\alpha = [0,1]$; donde $k = 1,2$

$$H_1 = \alpha(C_1 + ((1 - \alpha) * C_2)) \quad (7)$$

$$H_2 = \alpha(C_2 + ((1 - \alpha) * C_1)) \quad (8)$$

Cuando el valor α varia en las generaciones o en los cruzamientos se trata de un cruzamiento no uniforme. En este trabajo se realizó el contraste entre las dos posibles situaciones presentes en el valor de α así como el método de ajuste analítico, el criterio de Zigler-Nichols.

3.5. Criterio de pago.

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. Por otra parte el micro algoritmo genético tiene dos tipos de convergencia, la nominal y la general, la primera es definida por 5 generaciones ó iteraciones y la segunda se define por un ciclo de 50 iteraciones

4. RESULTADO

Para encontrar cual método de ajuste de parámetros de un PID es mas eficiente en la minimización del error cuadrático medio de una celda termoelectrónica se desarrollaron una serie de simulaciones codificadas en Scilab con una temperatura de referencia o de set point de -5 grados centígrados (una temperatura estandar para muchos congeladores de uso industrial), en la primera se sintonizó el controlador por medio del ajuste de Zigler-Nichols, posteriormente se realizó un conjunto de 50 ejecuciones a los micro algoritmos genéticos con la finalidad de determinar la estabilidad de estos con respecto al numero de veces que se ejecuta el algoritmo, esta se calcula a partir de la desviación estandar relativa (desviación estandar sobre media aritmética) los resultados de esta prueba de repetibilidad se observan en la tabla 1. Ahora bien los criterios de desempeño del controlador PID que se evaluaron a la par que el error cuadrático medio fueron t_s o tiempo de establecimiento que se define como el tiempo que la celda termoelectrónica llega a su temperatura final y el porcentaje de sobreimpulso M_p (%) representa el valor pico máximo de la curva de respuesta de la celda termoelectrónica. Estos datos, que se muestran en la tabla 2, son obtenidos de los promedios de las ganancias k_p, k_i, k_d de los algoritmos genéticos propuestos y del ajuste de Zigler Nichols. En la figura 3 se grafican las respuestas promedios obtenidas de los μ -GA, así como el controlador PID ajustado por el criterio de Zigler-Nichols

Tabla 1 Repetitividad de algoritmos propuestos

Técnica	Desviación estandar relativa de la función objetivo (%)	Desviación estandar relativa de la ganancia k_p	Desviación estandar relativa de la ganancia k_i	Desviación estandar relativa de la ganancia k_d
μ -GA no uniforme generacional	0.5212	5.7215	15.4956	7.4130
μ -GA no uniforme durante la cruza	0.6667	8.7023	12.9856	8.1989

Tabla 2 Criterios de desempeño del controlador ajustado por los algoritmo propuestos y el criterio de Zigler-Nichols

Tecnica	k_p	k_i	k_d	Error RMS	t_s	M_p (%)
μ -GA no uniforme generacional	-4.5312	-3.9979	-4.4112	0.1725	21	8.0200
μ -GA no uniforme durante la cruza	-4.4387	-4.1280	-4.3945	0.1732	25	8.4240
Ajuste de Zigler Nichols	-2.4	-0.6	-2.4	0.3379	35	11.6240

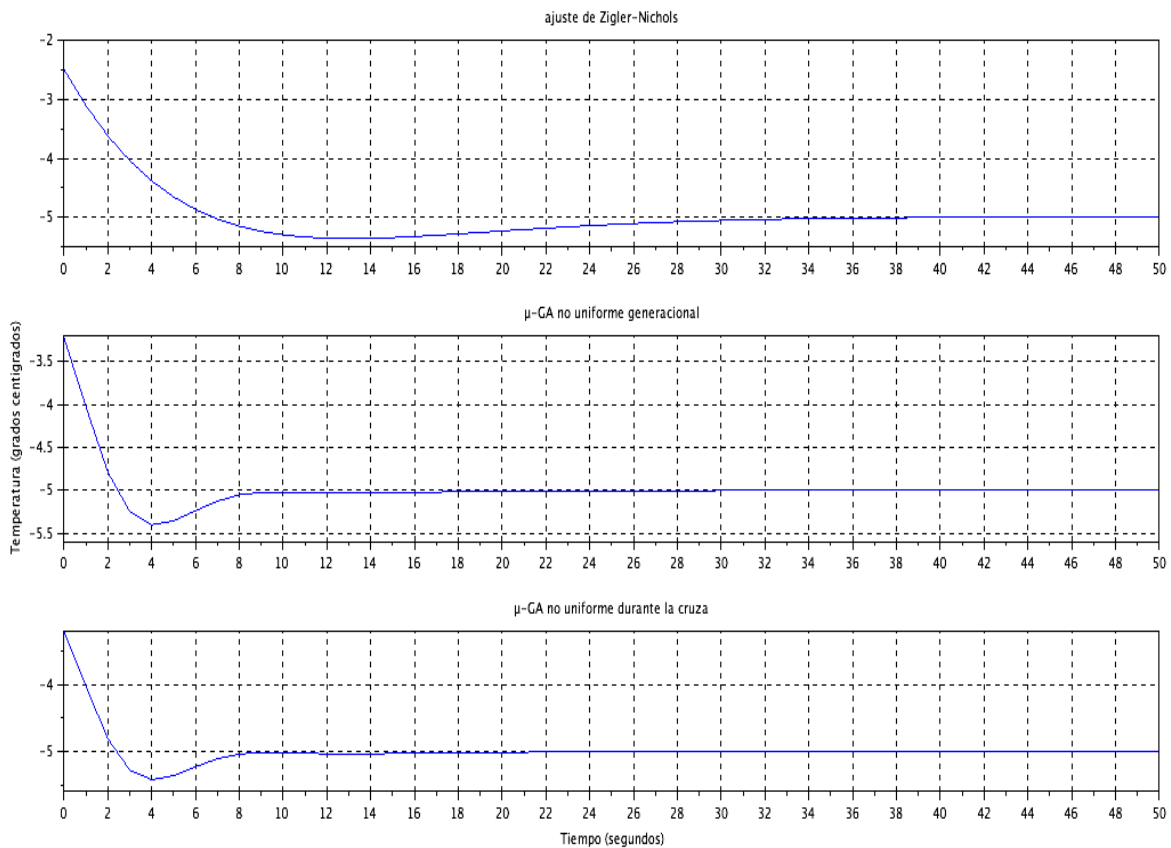


Figura 3 Respuesta de la celda termoelectrica a los distintos métodos de ajuste

5. CONCLUSIONES

De acuerdo a las figuras y las tablas producto de las simulaciones realizadas se observa que la técnica evolutiva mas adecuada para la sintonización de un PID aplicado a una celda

termoelectrica es el μ -GA con cruzamiento no uniforme generacional. Esta afirmación se soporta en los siguientes hechos:

1. Presenta mayor repetibilidad con respecto al resto de los algoritmos propuestos.
2. Los tiempos de establecimiento es decir el tiempo en que la celda se establece a la referencia de -5 grados centígrados, el valor cuadrático medio del error, así como el valor del sobre impulso son menores al resto de los algoritmos propuestos y al criterio de Nichols, esto se refleja en un mejor desempeño, de acuerdo a lo estipulado por ingeniería de control.
- 3.

Además de los hechos descritos es posible afirmar que el μ -GA no uniforme generacional al igual que el μ -GA no uniforme durante la cruce tiene un costo computacional menor. A partir de esto, como trabajos a futuro se sugiere el estudio de otros operadores de cruce aplicados a micro algoritmos genéticos, además, de acuerdo a los tiempos de ejecución de estos es posible teorizar sobre implementaciones de este en la aplicación práctica del control de temperatura de una celda termoelectrónica a partir de elementos de alta escala de integración como los procesadores digitales de señales o tarjetas SBC (single board computer).

6. 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, FrB1.6. (2012)
- [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 (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] Leehter Yao and Hong-Kang Wen "Design of Observer Based Adaptive" International Journal of Innovative Computing, Information and Control ICIC International 2013 ISSN 1349-4198 Volume 9, Number 2, (2013) pp 667,677
- [12] Chitode J.S. Numerical Techniques India Technical Publications
- [13] Duarte Muñoz, A. Metaheurísticas. España: Librería-Editorial Dykinson.
- [14] Bedwani, W.A.; Ismail, O.M., "Genetic optimization of variable structure PID control systems," Computer Systems and Applications, ACS/IEEE International Conference on. 2001 , vol., no., pp.27,30, (2001)
- [15] E. Mendoza, D. A. Morales, R. A. López, E. A. López, J. C. Vannier, and C. A. C. Coello, "Multiobjective location of automatic voltage regulators in a radial distribution network using a micro genetic algorithm," Power Systems, IEEE Transactions on, vol. 22, no. 1, pp. 404–412, (2007)
- [16] Herera-Lozada Juan C. Calvo Hiram, Taud Hind. Portilla-Flores Edgar A Propuesta de una Metodología Generalizada para Diseñar Micro Algoritmos Bioinspirados. Congreso Internacional de Cómputo en Optimización y Software, Memorias del 7mo Congreso de Cómputo CICOS, 17-20 Noviembre 2009, UAEM
- [17] K. Krishnakumar. Micro-genetic algorithms for stationary and non-stationary function optimization. In SPIE Proceedings: Intelligent Control and Adaptive systems, (1989) pages 289–296
- [18] Mitsuo Gen, Runwei Cheng. "Genetic algorithms and engineering optimization". John Wiley and Sons, (2000)