

SINTONIZACIÓN DE REGULADORES DE VOLTAJE EN CONVERTIDORES MULTICELUALRES POR MEDIO DE ALGORITMOS GENÉTICOS

García-Mejía Juan Fernando, Flores-Fuentes Allan Antonio, Granda-Gutiérrez Everardo Efrén, García-Mejía José Antonio, Torres-Reyes Carlos Eduardo
Universidad Autónoma del Estado de México
Centro Universitario UAEMex Atlacomulco
Carretera Toluca-Atlacomulco Km. 60 Atlacomulco Estado de México
Tel :017121220446
e-mail fgarciam@uaemex.mx

RESUMEN.

Los convertidores de energía multicelular son circuitos electrónicos que convierten voltaje directo a alterno, su funcionamiento depende de la regulación de voltaje en los capacitores del convertidor, esto se puede realizar por medio de controladores del tipo PID, cuya sintonización es objeto de estudio de la optimización, esta se define como la serie de pasos que permiten encontrar un vector de variables que representan la mejor solución a un problema modelable por medio de una o varias ecuaciones, una forma de realizar la búsqueda del vector de soluciones es por medio de algoritmos evolutivos, dos de ellos, codificados con números reales en esta propuesta, son el algoritmo genético canónico y el micro algoritmo genético, los cuales se evalúan, por medio de pruebas de normalidad y técnicas estadísticas, como alternativas de sintonización de los controladores PID aplicados a la regulación de voltaje de los capacitores de un convertidor de 3 células

Palabras Clave: convertidor multicelular, micro algoritmo genético, algoritmo genético canónico

ABSTRACT.

Multicellular energy converters are electronic circuits that convert direct voltage to alternating voltage, their operation depends on the voltage regulation in the converter capacitors, this can be done through PID type controllers, whose tuning is an object of study of optimization, this is defined as the series of steps that allow to find a vector of variables that represent the best solution to a modelable problem by one or several equations, one way to perform the search for the vector of solutions is by means of evolutionary algorithms, two of them, coded with real numbers in this proposal, are the canonical genetic algorithm and the micro genetic algorithm, which are evaluated with normality tests and statistical techniques, as tuning alternatives for the PID controllers applied to the voltage regulation of a 3 cell converter capacitors

Keywords: multicellular converter, genetic micro algorithm, canonical genetic algorithm

1. INTRODUCCIÓN

Uno de los objetos de estudio de las ciencias computacionales son los distintos tipos de optimización, estas puede definirse de acuerdo a [1] como la búsqueda del mejor $\vec{x} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ solución posible a un problema modelable por medio de una ecuación $f(\vec{x})$ que puede estar sujeta a p restricciones de desigualdad las cuales se pueden modelar como $g_i(\vec{x}) \leq$

$0 \forall i = 1, 2, 3, \dots, p$, y j restricciones de igualdad que se pueden representar por medio de funciones matemáticas como $h_j(\vec{x}) = 0 \forall j = 1, 2, 3, \dots, j$. En el caso que $\vec{x} \in \mathbb{R}$ se trata de optimización numérica, mientras que $\vec{x} \in \mathbb{Z}$ se define como un problema de optimización combinatoria.

La búsqueda del \vec{x} se puede realizar por medio de dos tipos de métodos: los estocásticos y los determinísticos, estos últimos usan una o varias ecuaciones o algoritmos que no involucren procesos estadísticos, mientras que los primeros, son métodos de búsqueda que involucran aleatoriedad y necesitan de procesos estadísticos. Un ejemplo de métodos estocásticos son los algoritmos evolutivos, una serie de pasos inspirados y soportados en la Teoría de la Evolución de las especies formulada por Charles Darwin y las Leyes de la Herencia de Gregory Mendel. [2]

Un problema que puede ser solucionado por medio de algoritmos evolutivos es la sintonización de reguladores de tipo PID aplicados a la regulación de voltaje en las células de los convertidores multicelulares, estos son circuitos electrónicos que tienen como finalidad convertir señales de voltaje directo (vcd) a voltaje alterno (vca) por medio de la conmutación alternada de dos interruptores de alta frecuencia conectados a fuentes de voltaje y a un capacitor cuya voltaje es el que debe de ser regulado. Los interruptores mencionados se pueden implementar por medio de circuitos semiconductores como se muestra en la figura 1.[3]

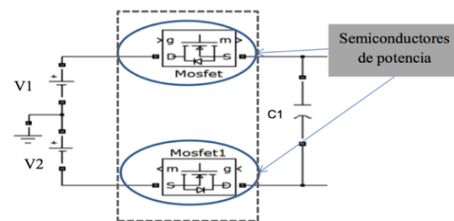


Figura 1 Célula de conversión

A partir de la conexión en cascada de varias células como la mostrada en la figura 1 es posible construir un convertidor multicelular como el que se muestra en la figura 2, donde la

terna M , M_n' y C_{n-1} forman la P -ésima célula del convertidor, la cual está separada por medio de dos capacitores flotados. Por lo tanto, un convertidor de P_n células está constituido por C_{n-1} capacitores, cuyos voltajes están determinados por $V_k = \frac{(k \cdot V_T)}{n} \forall V_T = V_1 + V_2$, donde k representa la célula, n es el número de células. A partir de esto

en [3] y [4] se han diseñado convertidores de 3 células como el mostrado en la figura 3, donde los voltajes presentes en los capacitores son regulados por medio de controladores del tipo Proporcional-Integral-Derivativo (PID), dado que es condición que estos estén estables (con mínimas variaciones) en todo momento.

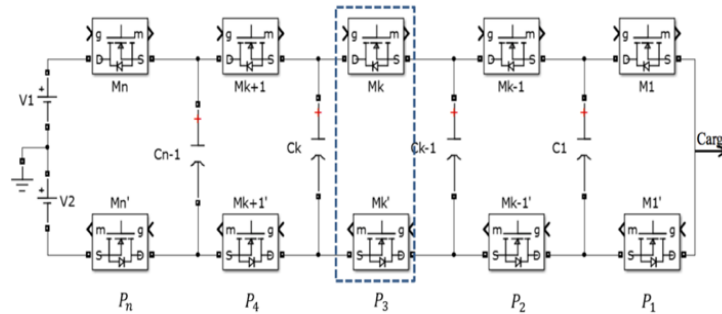


Figura 2 Convertidor multicelular

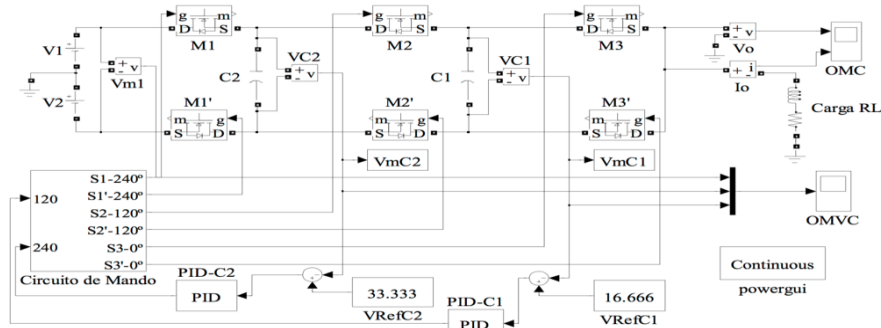


Figura 3 Diagrama esquemático de un convertidor de 3 células

En esta propuesta se sintonizan las ganancias de los reguladores PID de un convertidor multicelular cuyos capacitores son modelados por medio de las funciones de transferencia descritas en las ecuaciones 1 y 2 en términos de la variable compleja s

$$C_1(s) = \frac{0.99596}{0.00002655s^2 + 0.02755s + 1} \quad (1)$$

$$C_2(s) = \frac{0.99759}{0.000655s^2 + 0.0518s + 1} \quad (2)$$

Por otra parte, la ecuación 3 representa en términos de la variable compleja s la función de transferencia del controlador PID, mostrando las ganancias a sintonizar, por medio de métodos analíticos como el criterio de Zigler Nichols o por métodos estocásticos como los algoritmos genéticos en sus

versiones canónicas y reducidas, los cuales son objeto de estudio de esta propuesta.

$$PID(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \quad (3)$$

Donde: K_p es la ganancia proporcional, K_i la ganancia integral y K_d la ganancia derivativa. Estas, de acuerdo con el estado del arte al ser sintonizadas por medio del criterio de Zigler Nichols obligan al sistema a regular a operar en la zona de estabilidad marginal, dada la modificación en la ubicación de los polos del sistema planta-controlador. Una alternativa que no compromete la zona de operación del sistema a regular son los algoritmos evolutivos, los cuales de acuerdo con trabajos previos se han usado en la sintonización de ganancias de los controladores PID. La tabla 1 muestra los algoritmos de sintonización comúnmente empleados en la literatura especializada

Tabla 1. Síntesis de trabajos relacionados.

Objeto de Estudio: Sintonización de controladores PID de un convertidor celular por medio de algoritmos evolutivos		
Revisión de literatura	Ejes	Es posible agrupar los trabajos relacionados con la sintonización de controladores PID de un convertidor celular por medio de algoritmos evolutivos en a) Métodos analíticos b) Métodos heurísticos basados en población [5] [6] [4]
	Hechos	Los trabajos del eje a se caracterizan por • Uso del ajuste por Zigler Nichols (Z-N) Los trabajos del eje b se caracterizan por: • Algoritmo Inmunológico de Selección Clonal (ClonalG) [5] • Algoritmo Genético Canónico (GA) [6] • Algoritmo Genético con Fertilización In-Vitro (IVF-GA) [4]
	Puntos a resaltar	Es resaltable en los trabajos propios del eje a • Presente sobre impulso En los trabajos propios del eje b • Los algoritmos ClonalG, IVF-GA y GA establecen mas rápido los voltajes de los capacitores en comparación con Z-N • ClonalG, IVF-GA y GA son codificados con números reales y usan como función objetivo la minimización del valor RMS del error del sistema • El IVF-GA establece mas rápido los voltajes de los capacitores en comparación con Z-N • Convergencia de algoritmos ClonalG, IVF-GA y GA alrededor de las 150 iteraciones
Esquema a usar	Del estado del arte es posible observar a) No se han usado heurísticas de tamaño reducido las cuales permiten mejorar los tiempos de ejecución, por lo tanto, se propone usar un Micro Algoritmo Genético	

2. ALGORITMO GENÉTICO

John Holland, un profesor de la Universidad de Michigan, en la década de los 60's del siglo XX desarrolló uno de los primeros algoritmos evolutivos, el Algoritmo Genético (GA) [7] con inspiración en dos referentes teóricos, los trabajos sobre la evolución de las especies desarrollados por Charles Darwin [8] donde se estipulan las condiciones de supervivencia del individuo más apto en un entorno y son las leyes de la herencia desarrolladas por Gregory Mendel [9], las cuales modelan la transmisión de fenotipos en la reproducción sexual de los individuos.

Los cromosomas son seleccionados por medio del operador de ruleta, un método de selección que permite conservar el carácter estocástico de los GA y es el más común de los métodos [10]. Consiste en construir una ruleta formada por las densidades de probabilidad obtenidas de la evaluación de los cromosomas en la función objetivo. De tal forma que las parejas que se seleccionan para realizar la recombinación son aquellas que abarquen la mayor superficie de la ruleta.

La recombinación, en esta propuesta, es realizada por medio del operador de cruzamiento por mezcla (Blend Crossover, BLX- α , por sus siglas en inglés) es un operador de recombinación

que, a partir de dos cromosomas progenitores C^{H1} y C^{H2} , genera de forma aleatoria un descendiente, a partir de la expresión 4 [11]

$$C^H = rand[(h_{min} - I * \alpha), (h_{max} + I * \alpha)] \quad (4)$$

Donde C^H es el cromosoma descendiente $h_{min} = \min(C_i^1, C_i^2)$, $h_{max} = \max(C_i^1, C_i^2)$, $I = h_{max} - h_{min}$, $\alpha = rand[0,1]$ con distribución uniforme. Cabe destacar que se pueden producir los descendientes que sean necesarios.

El operador de mutación es realizado por medio de un operador uniforme o al azar, donde dada la cadena de números representativa de un cromosoma se modifica un gen g elegido al azar cambiando su valor por otro ubicado en un intervalo determinado.

La estrategia de reemplazo consiste en cambiar los cromosomas con valor de aptitud mas bajo con todos los cromosomas hijos generados por el operador de cruce. Cabe destacar que los pasos antes descritos son realizados de manera iterativa hasta que se cumpla el criterio de paro, en este caso la convergencia o tendencia hacia cierto valor, esto puede ser un proceso que involucre un elevado número de iteraciones, implicando un elevado costo computacional.

Una alternativa que permite reducir el costo computacional a partir de una convergencia acelerada es el uso de micro heurísticas, las cuales fueron descritas por David E. Golberg, El cual teorizó sobre algoritmos de optimización que podían funcionar a partir de poblaciones reducidas.

Formalmente, Krishnakumar en 1990 publicó la formalización de este tipo de heurística, formulando un μ GA usando una población de 5 individuos [12]

El diagrama de flujo de un Algoritmo Genético (GA) se muestra en la figura 4 y la versión reducida o de convergencia acelerada μ GA se muestra en la figura 5

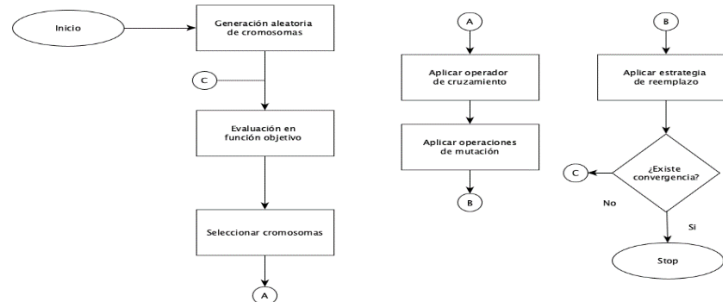


Figura 4 Diagrama de flujo de un GA

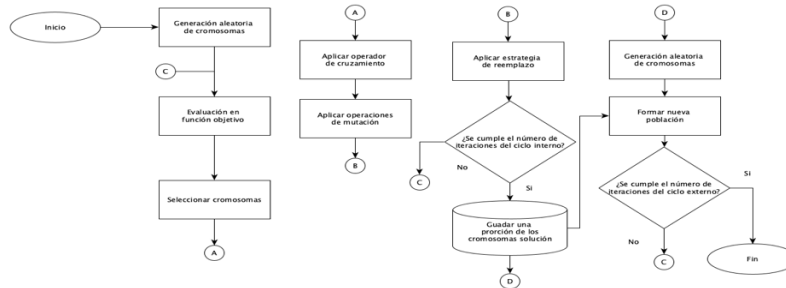


Figura 5 Diagrama de flujo de un μ GA

3. METODOLOGÍA

En esta sección se documentan las actividades que se realizaron para evaluar cual de las dos técnicas reduce en mayor medida el error cuadrático medio, en primer término la ecuación 5 muestra el cálculo de la función de transferencia para los sistemas propuestos. Por otra parte, la ecuación 6 muestra la función objetivo a maximizar.

$$Vc_n(s) = \frac{PID_n(s)C_n(s)}{1 + PID_n(s)C_n(s)} * Vref_n \quad (5)$$

$$fobj_n(K_p^n, K_i^n, K_d^n) = \max \left(\frac{1}{1 + \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T e K_p^n, K_i^n, K_d^n^2}} \right) \quad (6)$$

Donde $Vc_n(s)$ representa el voltaje del n -ésimo capacitor, $c_n(s)$ es la función de transferencia del n -ésimo capacitor, $PID_n(s)$ es la función de transferencia del n -ésimo controlador Proporcional Integral Derivativo, $Vref_n$ es el voltaje de referencia del n -ésimo sistema de control, $fobj_n(K_p^n, K_i^n, K_d^n)$ es la función objetivo del n -ésimo sistema de control $\frac{1}{T} \int_0^T e K_p^n, K_i^n, K_d^n^2$, T es el tiempo de simulación, n es el número de sistemas de control usados el cual es $P-I$ células. Esto implica la generación de dos diferentes espacios de búsqueda definidos por la tabla 2, de acuerdo a la literatura especializada, por otra parte, la tabla 3 describe los experimentos a realizar, los cuales usan como operador de recombinación el operador BLX- α , una mutación al azar y un operador de ruleta

Tabla 2 Definición de cromosomas para los algoritmos propuestos

Ganancias	Capacitor 1	Capacitor 2
K_p	random[0,40]	random[0,90]
K_i	random[0,1000]	random[0,1000]
K_d	random[0,0.09]	random[0,0.01]

Tabla 3 Experimentos propuestos

Experimento	Capacitor	Algoritmo	Población	Cromosomas a cruzar	Cromosomas a mutar
1	1	GA	60	60%	60%
2	2	GA	60	60%	60%
3	1	μ GA	5	4	1
4	2	μ GA	5	4	1

Cada uno de los experimentos se ejecuta 40 veces, esto con la finalidad de tener datos suficientes para poder realizar los estudios estadísticos necesarios, una prueba de normalidad, y una de homocedasticidad, este proceso se puede observar en la Figura 6

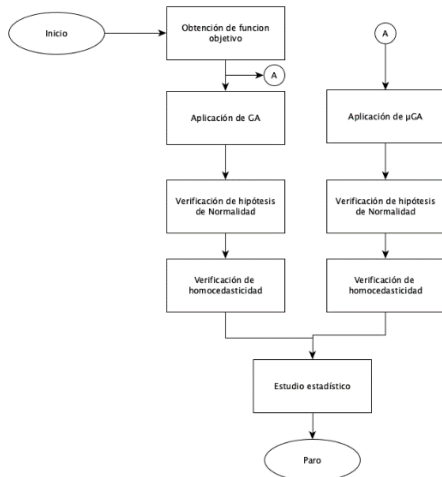


Figura 6 Esquema estadístico

4. RESULTADOS

En esta sección se documentan los resultados de la aplicación del esquema metodológico propuesto para este trabajo. Primero se muestran los resultados estadísticos de los algoritmos, esto es importante para determinar la eficiencia de los algoritmos propuestos y los valores a contemplar, la tabla 4 muestra los resultados de la aplicación de la prueba de Shapiro, los valores marcados como (A) son aquellos que marcan la normalidad de los resultados

Tabla 4 Resultados de supuesto de Normalidad

Test	Valor de significancia p
Test1	0.312701326153394 ^A
Test2	0.00230482057473532
Test3	0.103790972481553 ^A
Test4	0.00874644618973766

La homocedasticidad fue probada con el test de Levene, cuyos resultados se muestran en la tabla 5, agrupada para los experimentos de cada regulador

Tabla 5 Homogeneidad de Varianza

Test	Valor de significancia p
Test 1 y 3	0.03015
Test 2 y 4	0.0001254

Los resultados de la tabla 5 son menores a un valor de $p = 0.05$, por lo tanto, se debe de asumir que no se cumple la homogeneidad de varianzas por lo tanto el test estadístico que permite determinar las diferencias significativas entre los pares de experimentos es el test de Kruskal-Wallis cuyos resultados se muestran en la tabla 6

Tabla 6 Prueba de Kruskal-Wallis

Test	Valor de significancia p
Test 1 y 3	0.00355

Test 2 y 4	0.0005514
---------------	-----------

Los valores p son menores a 0.05 por lo tanto se puede afirmar que existen diferencias significativas entre la aplicación de un Algoritmo Genético Canónico y su versión reducida, para ambos capacitores del convertidor propuesto.

Dados los resultados del test de Shapiro para detectar normalidad muestran que los experimentos 1 y 3 tienen una distribución normal, se usa como medida estadística de las ganancias del regulador PID y del valor RMS del error del

sistema, el promedio y la desviación estándar de estos parámetros. Dado que la distribución de datos de los experimentos 2 y 4 es sesgada de acuerdo con el test de Shapiro se usa la distancia intercuartil y la mediana de los criterios de desempeño antes indicado, esto se muestra en la tabla 7. Por otra parte, se muestran en las Figuras 7 y 8 la respuesta del voltaje de los capacitores correspondientes a los experimentos 1 y 3, 4 y 2.

Tabla 3 Experimentos propuestos

	Test1	Test2	Test3	Test4
k_p	91.53	722.8	94.60	667.0
k_i	50.565	4.18524	54.252	4.4437
k_d	0.04772	0.9852	0.04835	0.9937
<i>error RMS</i>	2.800177	6.380486	2.781756*	6.359155*
<i>coeficiente de variabilidad (error RMS)</i>	0.01057919	No aplica	0.007094164*	No aplica
<i>distancia intercuartil (error RMS)</i>	No aplica	0.048	No aplica	0.023*

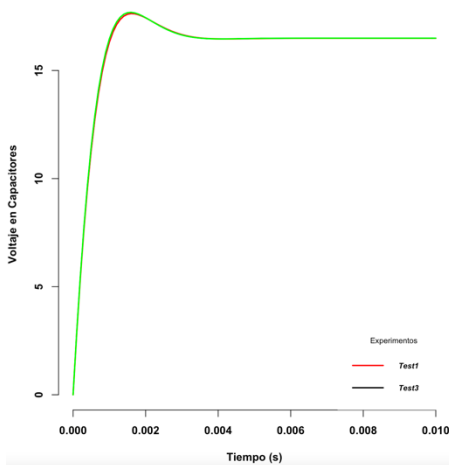


Figura 7 Respuesta de los reguladores para el Capacitor 1

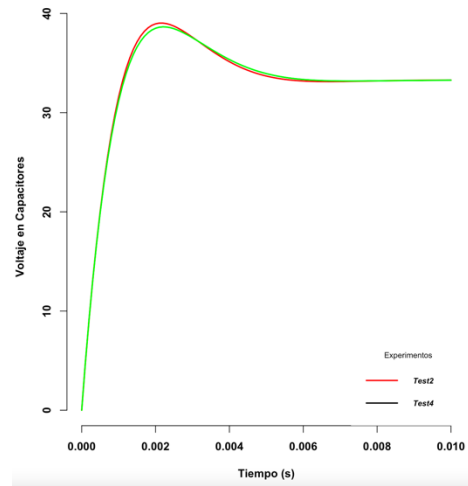


Figura8 Respuesta de los reguladores para el Capacitor 2

5. CONCLUSIONES

Como se muestra en esta propuesta el uso de estadística en los algoritmos evolutivos es necesario dado su comportamiento estocástico, esto permite determinar el mejor vector de solución posible después de varias ejecuciones. Los resultados de la tabla 3 muestran que estadísticamente los mejores resultados del valor del error RMS, así como los valores de coeficiente de

variabilidad y distancia intercuartil son obtenidos con los micro algoritmos, los cuales además presentan menores tiempos de ejecución que las versiones canónicas. Como trabajo a futuro se propone la comparación con otros métodos evolutivos.

Referencias.

- [1] Duarte Muñoz, A. “Metaheurísticas”. Madrid, España: Universidad Rey Juan Carlos Servicio de Publicaciones 2007
- [2] Muñoz, G. “Entorno para la optimización de problemas científicos. En Tecnologías del Software: Seminario de Investigación e Innovación en Tecnologías del Software” Madrid, España: Universidad Rey Juan Carlos Servicio de Publicaciones. 2007. págs. 141-149.
- [3] AA Flores Fuentes, IO Rossano-Díaz, JA Pérez-Martínez, CE Torres-Reyes. (octubre 2013). Algoritmo Genético implementado en la optimización de los parámetros de un controlador PID aplicado a un convertidor estático de energía. *electro*, 31, 89-94.
- [4] García-Mejía, J. F., Flores-Fuentes, A. A., Ambriz-Polo, J. C., González-Escobar, L. A., Torres-Reyes, C. E., & Granda Gutiérrez, E. E. (2017). Sintonización de controladores PID por medio de un algoritmo genético con fertilización in vitro aplicado a un convertidor multicelular. *Research in Computing Science*, 135(1), 129–143. <https://doi.org/10.13053/rcs-135-1-9>
- [5] García Mejía, J. F., Suarez Sánchez, J. C., Flores Fuentes, A. A., Pérez Martínez, J. A., & Torres Reyes, C. E. (2015). Sintonización de un controlador Proporcional-Integral Derivativo aplicado a una celda termoelectrónica: Una comparación entre algoritmos genéticos. *Research in Computing Science*, 94(1), 179–192. <https://doi.org/10.13053/rcs-94-1-14H>. Kwak, “Titulo”, organización [en línea], disponible: liga de Internet, sitio visitado fecha.
- [6] Yang, X.-S. (2010). *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm*. Frome, Reino Unido: Luniver Press.
- [7] Mathias, K., Whitley, D., Kusuma, A., y C., Stork (1996). An Empirical Evaluation of Genetic Algorithms on Noisy Objective Functions. En S. K. Pal, & P. P. Wang, *Genetic Algorithms for Pattern Recognition* (págs. 65-86). Boca Raton, Estados Unidos: CRC Press.
- [8] Flake, G. W. (1998). *The Computational Beauty of Nature: Computer Explorations of Fractals, Chaos, Complex Systems, and Adaptation*. Cambridge, Massachusetts, Estados Unidos: MIT Press.
- [9] Sivanandam, S. N., y S. N., Deepa (2008). *Introduction to Genetic Algorithms*. Berlín, Alemania: Springer
- [10] Gwiazda, T. D. (2006). *Genetic Algorithms Reference Volume I: Crossover for single-objective numerical optimization problems*. Lomianki, Polonia: Tomaszgwiazda e-books.
- [11] Krishnakumar, K. (1990). *Micro-Genetic Algorithms For Stationary And Non-Stationary Function Optimization*. Intelligent Control and Adaptive Systems. Published. <https://doi.org/10.1117/12.969927>