



ALGORITMO BIO-INSPIRADO EN LA NATURALEZA DE UNA FAMILIA EN PARTICULAR DE AVES LLAMADAS CUCOS PARA LA OPTIMIZACIÓN DE PROBLEMAS MATEMÁTICOS

Maribel Guerrero^a, Oscar Castillo^b, Mario García^b

^aInstituto Tecnológico de Mazatlán, Mazatlán, Sin., mguerrerol@itmazatlan.edu.mx,

^bInstituto Tecnológico de Tijuana, Tijuana, B.C., ocastillo@tectijuana.mx, mario@tectijuana.mx.

RESUMEN:

Los algoritmos computacionales permiten resolver cualquier tipo de problema, con la intención de optimizar procesos, podemos clasificar a los algoritmos tales como estocásticos y determinísticos.

Los algoritmos determinísticos, se ejecutan n cantidad de veces, bajo las mismas condiciones y los resultados de la ejecución llegarán siempre al mismo resultado. Por el contrario los estocásticos llegarán a resultados diferentes debido a que existe aleatoriedad en algún punto del algoritmo, por su parte la metaheurística permite guiar a las soluciones para que estas no lleguen a extraviarse.

Existen diversos algoritmos tanto evolutivos como bio-inspirados cada uno de ellos se estudia con la intención de saber para qué casos son buenos y para cuales no, debido a que en la actualidad no existe un algoritmo en particular que pueda resolver eficiente y eficaz.

Nosotros estudiamos el algoritmo búsqueda de Cuco (CS), desarrollado en 2009 por Xin-She Yang y Suash Deb. CS se basa en el parasitismo de crías de algunas especies de aves llamadas Cuco. La intención del estudio es implementar lógica difusa la cual es una herramienta matemática propuesta por Zadeh diseñada para imitar la forma en que los seres humanos manejamos y procesamos la información.

Actualmente la lógica difusa tiene un sin número de aplicaciones tales como: Control de sistemas, reconocimiento de patrones, visión, en sistemas de información o conocimiento como base de datos, es decir que de forma directa o indirecta esta área ha beneficiado nuestra vida, haciéndola más sencilla por estar implementada, desde un control de aeronave, hasta en la lavadora de nuestro hogar.

El resultado de nuestra investigación demuestra que al implementar lógica difusa se ayuda al algoritmo a mejorar la convergencia, las pruebas se han realizado evaluando funciones matemáticas.

1. INTRODUCCIÓN

La importancia de la teoría de optimización ha crecido debido a la gran variedad de áreas a las cuales ha sido aplicada tales como: matemáticas, ciencias de la computación e ingeniería.



En la mayoría de los problemas de optimización (como por ejemplo problemas matemáticos) hay más de un camino para llegar a una solución correcta y aquí es donde los algoritmos de optimización entran en juego [1]. Algunos algoritmos de optimización son: Algoritmos Genéticos (GA) [6], Optimización de Colonia de Hormigas (ACO) [3], Algoritmo de Búsqueda de Cuco (CS) [10], entre otros.

Los Algoritmos Genéticos representan un método global eficaz para problemas de optimización no lineal, que se encuentran en las ciencias de la tierra [4].

ACO es una meta-heurística que se inspira en el rastro de feromona que van dejando las hormigas en el recorrido que realizan en la búsqueda de alimentos a sus hormigueros y viceversa. Las hormigas artificiales en ACO son procedimientos constructivos solución estocásticos que construyen soluciones candidatas [2].

CS se basa en el parasitismo de crías de una familia en particular de aves llamados Cucos, los cuales son arrojados por el ave en nidos comunales, dichos nidos son descubiertos por el ave huésped con una probabilidad (P_a), si dicho nido se descubre, el ave elimina a las crías y abandona el nido y va en búsqueda de un nuevo nido. Además, este algoritmo se ve reforzada por los llamados vuelos de Lévy el cual permite a las aves cuco ubicar nidos dentro de un espacio de búsqueda con la intención de aumentar la sociedad de habitad, este algoritmo se ha aplicado en muchas áreas de la inteligencia computacional y de optimización [5].

El presente trabajo se encuentra estructurado de la siguiente manera, en la Sección 2 encontraré los conceptos básicos que sustentan nuestra investigación, en la Sección 3 hablaremos de los resultados que presenta el algoritmo CS [13] y nuestra propuesta FCS con ajuste dinámico de parámetro P_a y β utilizando lógica difusa y en la Sección 4 las conclusiones a las que llegamos con la presente investigación.

2. TEORÍA

En este capítulo se abordan los conceptos básicos que sustentan el trabajo que se realizó, además de apoyar en la comprensión de los capítulos posteriores.

2.1 LÓGICA DIFUSA

La lógica difusa es una herramienta matemática basada en la teoría de conjuntos difusos propuesta por Zadeh [12]. Es un método sencillo para el procesamiento de la información, la toma de decisiones y control de procesos. La cual nos ayuda a modelar el conocimiento, las reglas son de la siguiente forma: IF **antecedente(s)** THEN **consecuente(s)**. Donde ambos, antecedentes y consecuentes, son proposiciones lógicas.

La ciencia tradicional busca representar el mundo mediante modelos matemáticos; el humano solamente necesita reglas “Si esto sucede, entonces hago esto”. La naturaleza del cerebro humano procesa las reglas que atañen a una situación en particular en forma global y difusa, y solamente así se explica la velocidad con que deduce una respuesta aproximada a una situación cuyo modelo matemático se desconoce y que si es posible superar, como caminar, correr, patear una pelota, etc. La existencia en la memoria de tales reglas y conjuntos, así como la ejecución, no es otra cosa que un algoritmo difuso [9].



Por otro lado, un conjunto difuso expresa el grado al cual un elemento pertenece a un conjunto. Entonces la función característica de un conjunto difuso permite tener valores entre 0 y 1, lo cual denota el grado de membresía de un elemento en un conjunto dado [7].

2.2 ALGORITMO DE BÚSQUEDA DE CUCO

El CS se trata de un procedimiento de búsqueda basado en la población que se utiliza como una herramienta de optimización, en la solución de problemas complejos, no-lineal y de optimización no convexos [8].

En la naturaleza, los animales buscan sus alimentos de manera aleatoria o casi-aleatoria. En general, el camino de búsqueda de un animal es efectivamente un camino aleatorio porque el siguiente movimiento se basa en la ubicación actual y la probabilidad de pasar a la siguiente ubicación. ¿En qué dirección se elige el movimiento? dependerá implícitamente de una probabilidad que puede ser modelada matemáticamente. Por ejemplo, varios estudios han demostrado que el comportamiento de muchos animales e insectos han demostrado las características típicas de los vuelos de Lévy (Brown et al 2007, Reynolds y Frye 2007, Pavlyukevich 2007) [11].

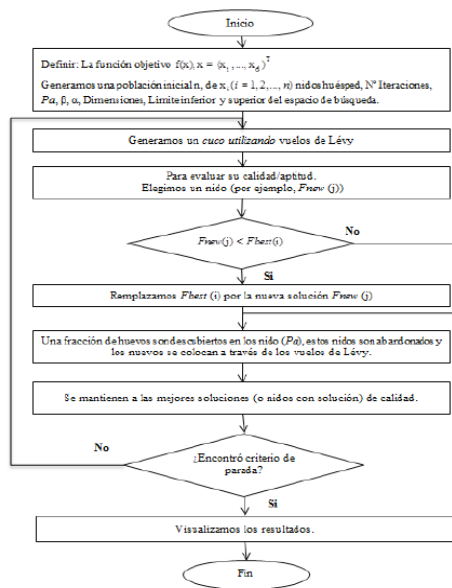


Figura 2.1 Diagrama de Flujo del Algoritmo de Búsqueda de Cuco

Nuestra propuesta es modificar el algoritmo CS por medio de un ajuste dinámico de parámetros con el objetivo de ayudar en la convergencia al minimizar funciones matemáticas de prueba para encontrar el valor óptimo de cada una de las funciones evaluadas.

La Figura 2.2 muestra nuestra propuesta, el algoritmo original CS en cada iteración se encuentra en comunicación con un Sistema de Inferencia Difusa con la intención de realizar el ajuste dinámico de los parámetros del algoritmo CS tales como: P_a y β , para poder realizar las pruebas es necesario utilizar un conjunto de funciones matemáticas cada una de ellas tiene como mínimo global el valor cero.

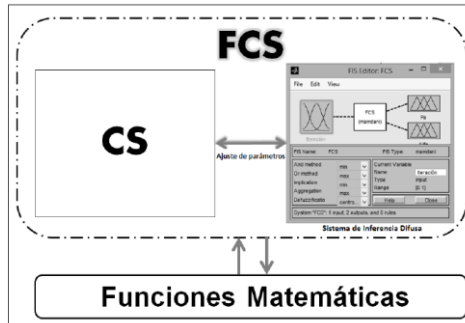


Figura 2.2 Propuesta del algoritmo FCS

En todo momento el algoritmo CS se encuentra interactuando con el FIS (Sistema de Inferencia Difusa) y se evalúa la calidad de la solución para cada una de las funciones matemáticas.

3. PARTE EXPERIMENTAL

Para poder evaluar el desempeño del algoritmo utilizamos los siguientes valores:

TABLA 3.1 PARÁMETROS UTILIZADOS EN EL ALGORITMO

Parámetros	Algoritmo CS [13]	Algoritmo FCS
Población	100 nidos	100 nidos
Pa	75%	Ajuste dinámico
α	5%	Ajuste dinámico
β	1.7	1.7

Se realizaron un conjunto de 30 experimentos, por cada uno de las funciones matemáticas, para ejecutar el algoritmo se utilizaron los parámetros mencionados en la Tabla 3.1.

TABLA 3.2 COMPARACIÓN DEL ALGORITMO CS Y FCS

Funciones Matemáticas	Algoritmo original CS [13]		Algoritmo propuesto FCS
	Peor	Promedio	
Esfera	Peor	15.94191	6.56E-53
	Promedio	12.61186	8.38E-54
	Mejor	7.445351	5.69E-56
	D.S.	2.298727	1.34E-53
Rastigrin	Peor	129.5116	12.5265572
	Promedio	112.1999	4.70987638
	Mejor	92.3261	0.00010308
	D.S.	10.04662	2.87830376
Griewank	Peor	64.32361	0.001169009
	Promedio	44.19338	3.90E-05
	Mejor	18.58112	0
	D.S.	11.67412	0.000213431
Ackley	Peor	17.99388	4.44E-15
	Promedio	16.17873	4.44E-15
	Mejor	14.05851	4.44E-15
	D.S.	1.122859	0
	Promedio	46.2959675	1.18E+00



En la Tabla 3.2 obtenemos el peor valor dentro de un conjunto de 30 experimentos, el promedio, el mejor valor y su desviación estándar, evaluando un conjunto de cuatro funciones matemáticas. Como observamos los resultados en promedio muestran que nuestro algoritmo FCS supera al algoritmo CS [13], mostrando evidencia notoria.

4. CONCLUSIONES

Con los experimentos que realizamos podemos demostrar que el ajuste dinámico ayudar al algoritmo CS en la convergencia para encontrar el valor óptimo de cada una de las funciones matemáticas, es por ello que la lógica difusa al momento de ser implementada en el algoritmo FCS mejora notoriamente los resultados.

BIBLIOGRAFÍA

1. Astudillo, L., Melin, P., & Castillo, O. "Chemical Optimization Algorithm for Fuzzy Controller Design". Springer, 2014.
2. Dorigo, M., & Stützle, T. "Ant colony optimization: overview and recent advances". In Handbook of metaheuristics, Springer US, 2010, pp. 227-263.
3. Dorigo, M., Maniezzo, V., A. Colomi, "Ant system: optimization of cooperating agents". IEEE Syst. Man Cybern Soc. 26(1), 1996, pp. 29-41.
4. Gallagher, K., & Sambridge, M. "Genetic algorithms: a powerful tool for large-scale nonlinear optimization problems". Computers & Geosciences, 20(7), 1994, pp. 1229-1236.
5. Guerrero, M., Castillo, O., & García, M. "Cuckoo Search via Lévy Flights and a Comparison with Genetic Algorithms". In Fuzzy Logic Augmentation of Nature-Inspired Optimization Metaheuristics, Springer International Publishing, 2015, pp. 91-103.
6. Holland, J.H. "Genetic Algorithms". Sci. Am. 267(1), 1992, pp. 44-50.
7. Jang J., Sun C., Mizutani E.: "Neuro-fuzzy and soft computing a computational approach to learning and machine intelligence", Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1997, pp. 11-90.
8. Marichelvam M.K., Prabaharan T., Yang X.S. "Improved cuckoo search algorithm for hybrid flow shop scheduling problems to minimize makespan", Elsevier, Applied Soft Computing, vol 19, 2014, pp: 93-101.
9. Sepúlveda, R., Montiel, O., Castillo, O., Melin, P. "Fundamentos de Lógica Difusa", 1ª Edición, Ediciones ILCSA, 2012, pp.1-61.
10. Yang, X.S. and Deb S. "Cuckoo search via Lévy flights", in Proceedings of The World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009), IEEE, Conference 9-11, 2009, pp. 210-214.
11. Yang, X.-S., and Deb, S. "Engineering Optimisation by Cuckoo Search", Int. J. Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, Vol. 1, No. 4, 2010, pp: 330-343.
12. Zadeh, L. A. "Fuzzy sets", Information and Control, 8(3), 1965, pp. 338-353.
13. Zhao, P., & Li, H. "Opposition-based Cuckoo search algorithm for optimization problems". In Computational Intelligence and Design (ISCID), 2012 Fifth International Symposium on (Vol.1) IEEE, 2012, pp. 344-347.