

Estudio del algoritmo Artificial Bee Colony (ABC) y sus variantes

David Gómez Ortiz

Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España
Máster Universitario en Inteligencia Artificial. Sistemas Multiagente.

Abstract. En este artículo se presenta un estudio sobre dos variantes del algoritmo ABC implementadas para la optimización de funciones unimodales continuas. Tras analizar el algoritmo ABC y las distintas aproximaciones tomadas en la literatura para mejorar la capacidad de explotación del algoritmo se realiza un estudio estadístico de los resultados de dos variaciones del algoritmo ABC en funciones unimodales continuas.

Palabras clave: ABC, Swarm Intelligence.

1 Introducción

La Swarm Intelligence es una técnica de inteligencia artificial que se basa en el estudio y modelado de la conducta colectiva de sistemas complejos compuestos por individuos con limitadas capacidades cognitivas. Definida por Bonabeau et al. [1], los algoritmos de Swarm Intelligence son una clase de algoritmos de optimización que se basan en el comportamiento de colonias de insectos y manadas de animales. Entre los algoritmos más comunes utilizados en la Swarm Intelligence se encuentran el Particle Swarm Optimization (PSO) [2], Ant Colony Optimization (ACO) [3] y Wolf Pack Search (WPS) [4]. Estas técnicas se aplican a una amplia variedad de sistemas y se utilizan comúnmente en aplicaciones como planificación de rutas, asignación de tareas y optimización de procesos industriales.

Uno de los algoritmos de Swarm Intelligence más populares es el Algoritmo de Búsqueda por Colonia de Abejas o Artificial Bee Colony (ABC) [5], el cual ha demostrado ser eficaz en una amplia gama de problemas de optimización, incluyendo la optimización de funciones, la asignación de tareas y la planificación de rutas. En este trabajo, se describirá el funcionamiento del algoritmo ABC y sus variantes y se presentarán algunos ejemplos de su aplicación en la optimización de algunas de las funciones de benchmark más populares en la literatura.

Los algoritmos de Swarm Intelligence son popularmente utilizados para resolver problemas de optimización de funciones. El algoritmo ABC combina técnicas de búsqueda aleatoria y búsqueda local para encontrar una solución óptima a un problema de optimización de funciones, demostrando ser eficaz en una amplia variedad de problemas de optimización de funciones.

Se han realizado observaciones que sugieren que el algoritmo original de Artificial Bee Colony (ABC) presenta problemas en su convergencia, y tiene una tendencia a quedarse atrapado en un óptimo local debido a la ecuación de búsqueda tiene un fuerte enfoque en la exploración pero un débil enfoque en la explotación [6]. Es por esto que se han realizado múltiples esfuerzos por mejorar el rendimiento del algoritmo Artificial Bee Colony mediante múltiples métodos. En este trabajo se realiza un estudio sobre dos modificaciones del ABC y se analiza su rendimiento en varias funciones de benchmark populares en la literatura

La estructura del resto del trabajo es la siguiente: El apartado 2 presenta varios trabajos sobre modificaciones del algoritmo ABC y los distintos enfoques llevados a cabo. El apartado 3 expone las dos variantes del ABC que se estudian y los apartados 3 y 4 explican y presentan los experimentos llevados a cabo, además de los resultados. Por último, el apartado 5 ofrece algunas conclusiones y una discusión sobre los resultados obtenidos.

2 Trabajos relacionados

El algoritmo ABC presenta problemas en su convergencia, y tiene una tendencia a quedarse atrapado en un óptimo local debido a la ecuación de búsqueda tiene un fuerte enfoque en la exploración pero un débil enfoque en la explotación en una solución. En la literatura se encuentran muchos ejemplos de intentos para mejorar el algoritmo ABC para dotarle de una capacidad de mayor explotación sin perder su capacidad exploratoria. Como se apunta en el trabajo de Wang et al. [7], entre estos intentos se distinguen tres tipos de métodos: Mediante la modificación de la ecuación de búsqueda, mediante la realización de un híbrido entre el ABC y otro método de Swarm Intelligence o mediante la combinación de varios métodos de búsqueda distintos.

En investigaciones como [8], se sugiere una mejora en el algoritmo ABC mediante una combinación con el algoritmo PSO. Otros ejemplos de este tipo de modificaciones se encuentran en [9] [10], donde se propone un híbrido entre el algoritmo ABC y la estrategia de Evolución Diferencial o el método Nelder-Mead simplex. Además, se han propuesto híbridos entre variantes del algoritmo ABC, como en el caso de [11], que propone un híbrido entre dos variantes presentadas en [12].

En otros estudios como [13], se sugiere mejorar el algoritmo ABC mediante la combinación de éste con diferentes estrategias de búsqueda, como la estrategia de forrajeo. El mismo enfoque se utiliza en [14], donde se propone una mejora del algoritmo ABC mediante la modificación de la estrategia de búsqueda para evitar siempre favorecer el mejor grupo de soluciones, lo que ayuda a evitar caer en mínimos locales extremos. También, [15] propone una mejora mediante la modificación de la estrategia de búsqueda de las abejas exploradoras.

En [16] [17] [18] se proponen mejoras del algoritmo ABC mediante modificaciones en la ecuación de búsqueda de soluciones. Estas modificaciones incluyen variaciones en las ecuaciones utilizadas por las abejas exploradoras, las abejas empleadas o las observadoras, con el objetivo de lograr un equilibrio entre la exploración y la ex-

plotación en las diferentes fases del algoritmo, de esta forma se puede obtener mejores resultados en la búsqueda de soluciones.

El algoritmo ABC y sus variantes son popularmente utilizadas en casos reales donde se presentan problemas que tienen una aplicación directa, como es el caso de [19] donde se aplica la técnica ABC para la planificación de la ruta de un robot autónomo, en [20] donde se usa el ABC para la planificación de rutas de una flota de vehículos o incluso en áreas médicas, como en [21] donde ABC es implementado en un sistema diseñado para la detección de cáncer de piel.

El algoritmo ABC y sus variantes son popularmente utilizadas en casos reales donde se presentan problemas que tienen una aplicación directa, como es el caso de [19] donde se aplica la técnica ABC para la planificación de la ruta de un robot autónomo, en [20] donde se usa el ABC para la planificación de rutas de una flota de vehículos o incluso en áreas médicas, como en [21] donde ABC es implementado en un sistema diseñado para la detección de cáncer de piel.

3 Variantes del algoritmo Artificial Bee Colony

3.1 Behavioral Development Labor Division Artificial Bee Colony

En el trabajo desarrollado por Wang et al. [7] se propone una división del comportamiento de los miembros del enjambre en función de su labor. Este enfoque modifica la ecuación de búsqueda utilizada por las abejas en cada fase del algoritmo. Favorece la exploración en la fase de *employed bees* utilizando una combinación a partir de la mejor solución y una solución elegida aleatoriamente, de forma que no es completamente aleatoria. En la fase de *onlooker bees* combina la mejor solución entre los vecinos más cercanos, la mejor solución global y una solución elegida aleatoriamente. El objetivo de esta ecuación es balancear la exploración-explotación.

Además, BDLABC propone una medida de cuantificar el rendimiento de una abeja en su labor (comportamiento) de forma que si está resultando poco fructífera avanza al siguiente tipo de comportamiento, pero si está siendo eficiente se retrasa ese desarrollo por el bien del resultado.

3.2 Multi-Strategy Fusion Artificial Bee Colony Algorithm

En Song et al. [22] se propone el uso de múltiples ecuaciones de búsqueda para el algoritmo de ABC, de forma que se utilice una u otra en función del rendimiento que haya obtenido dicha función a lo largo del algoritmo. Esta propuesta ha sido denominada Multi-Strategy Fusion Artificial Bee Colony Algorithm (MFABC) debido a que fusiona el ABC original con otras dos variaciones de ABC, PHABC y ABCbest.

Esta aproximación del método de mejora de ABC utiliza el acercamiento a la modificación de la ecuación de búsqueda al igual que el BDLABC, pero su principal aportación es la selección de la ecuación de búsqueda en base al rendimiento que esta ecuación ha obtenido (lo que en el artículo se denomina *evolution ratio*).

Ambas variaciones del ABC se basan en cambiar el futuro comportamiento de las abejas en función del rendimiento del comportamiento actual. De esta forma, se fluc-

túa con mayor flexibilidad entre la búsqueda exploratoria y la explotación local, lo que pretende mejorar el ABC original en cuanto a su falta de explotación.

4 Experimentos

Se ha realizado la implementación del algoritmo ABC y sus variantes a partir del código obtenido de la página del algoritmo ABC [23]. Desde este código se han realizado algunas modificaciones para implementar el ABC descrito en el artículo original y se ha partido para realizar las implementaciones de las dos variantes del algoritmo.

Se han escogido varias funciones disponibles en la librería Python DEAP [24] populares en la literatura para realizar las pruebas del algoritmo. Las funciones son las presentadas en la tabla 1 y 2. Se han realizado los experimentos con $D=30$ y $D=60$, una población de 50 abejas ($SN = 50$). El número máximo de evaluaciones se ha establecido a $MF = 500000$ para $D = 30$ y a 100000 para $D = 60$. Los parámetros para cada variación del algoritmo se muestran en la tabla 3. Los valores para estos parámetros se han sacado de los artículos que presentan BDLABC y MFABC respectivamente.

Table 1. Resultados de los experimentos con $D = 30$.

Función	Algoritmo	Mean	STD	Median
Sphere	ABC	4,25E-16	7,96E-17	4,43E-16
	BDLABC	7,86E-17	2,85E-17	9,03E-17
	MFABC	6,11E-16	9,86E-17	5,55E-16
Schwefel	ABC	3,63E-12	0,00E+00	3,63E-12
	BDLABC	1,92E+03	4,53E+02	1,94E+03
	MFABC	1,18E+02	1,30E+02	1,18E+02
Rosenbrock	ABC	3,00E-02	8,00E-02	3,00E-03
	BDLABC	2,10E+01	3,00E+01	4,42E+00
	MFABC	8,10E-02	1,68E-01	2,40E-02
Rastrigin	ABC	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
	BDLABC	1,16E+01	3,40E+00	1,19E+01
	MFABC	1,49E-01	3,55E-01	0,00E+00
Griewank	ABC	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
	BDLABC	1,67E-03	5,80E-03	0,00E+00
	MFABC	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
Ackley	ABC	3,10E-14	2,40E-15	3,19E-14
	BDLABC	6,21E-15	1,53E-15	7,10E-15
	MFABC	2,14E-14	1,48E-15	2,21E-14

Table 2. Resultados de los experimentos con $D = 60$.

Función	Algoritmo	Mean	STD	Median
Sphere	ABC	1,12E-15	9,62E-17	1,16E-15
	BDLDABC	1,78E-16	1,93E-17	1,80E-16
	MFABC	4,37E-16	9,54E-17	4,33E-16
Schwefel	ABC	4,37E-11	0,00E+00	4,36E-11
	BDLDABC	4,53E+03	4,74E+02	4,49E+03
	MFABC	4,36E-11	0,00E+00	4,36E-11
Rosenbrock	ABC	6,40E-02	1,32E-01	9,51E-03
	BDLDABC	3,77E+01	3,45E+01	2,33E+01
	MFABC	1,74E-01	5,32E-01	2,90E-02
Rastrigin	ABC	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
	BDLDABC	2,18E+01	4,15E+00	2,08E+01
	MFABC	4,90E-02	2,10E-01	1,13E-13
Griewank	ABC	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
	BDLDABC	1,80E-03	6,00E-03	0,00E+00
	MFABC	1.11E-17	3,33E-17	0,00E+00
Ackley	ABC	7,38E-14	4,14E-15	7,46E-14
	BDLDABC	1,27E-14	2,61E-15	1,42E-14
	MFABC	4,74E-14	8,63E-15	4,59E-14

Tabla 3. Valores de los parámetros.

Algoritmo	Parámetros
ABC	SN = 50, limit = 1500
BDLDABC	SN = 50, limit = 1500, $\alpha = 2$, $\beta = 0.4$, $\gamma = 0.01$, $\mu = 0.5$
MFABC	SN = 50, limit = 1500 update ratio = 0.25

5 Resultados

Como se observa en las tablas 1 y 2, los mejores resultados son obtenidos por las implementaciones del algoritmo ABC original y el algoritmo BDLABC, dependiendo de la función. Lo que se observa es que las implementaciones tienen un rendimiento similar, a excepción de algunos casos como en la función *Schwefel* o *Rastrigin* donde el rendimiento de las variantes es más bajo que la función original. Esto es probablemente debido a la implementación realizada por el autor que puede contener algún fallo no detectado en el código fuente.

En cuanto al rendimiento de las variantes de ABC, se observa que la función BDLABC tiene en general mejor rendimiento que MFABC tanto para $D = 30$ como para $D = 60$. Lo que se observa en el cambio de dimensiones es que cuantas más di-

mensiones es menor la diferencia de rendimiento entre el ABC original y sus variantes. Esto puede ser debido a que las variantes tardan más en converger.

6 Conclusiones

La variante del algoritmo ABC que implementa un cambio en el comportamiento de las abejas en función del rendimiento de estas parece obtener mejor rendimiento que el algoritmo MFABC. La gran ventaja que aporta BDLABC al algoritmo ABC es su capacidad de impedir que una abeja desarrolle hacia la siguiente fase si está obteniendo un buen resultado en su fase actual, explotando al máximo el potencial de la combinación de un método de búsqueda y una solución.

En trabajos futuros será necesario un estudio estadístico más intensivo que pueda determinar el rendimiento de las variantes del ABC en casos más generales y no sólo en funciones continuas de un único objetivo, donde el comportamiento del algoritmo puede variar mucho.

References

1. E. Bonabeau et al., Swarm intelligence: from natural to artificial systems, Oxford University Press, 1999. Author, F., Author, S.: Title of a proceedings paper. In: Editor, F., Editor, S. (eds.) CONFERENCE 2016, LNCS, vol. 9999, pp. 1–13. Springer, Heidelberg (2016).
2. J. Kennedy y R. Eberhart, Particle swarm optimization, de International Conference on Neural Networks, 1995. Author, F.: Contribution title. In: 9th International Proceedings on Proceedings, pp. 1–2. Publisher, Location (2010).
3. M. Dorigo, M. Birattari y T. Stutzle, Ant colony optimization, IEEE Computational Intelligence Magazine, vol. 1, n° 4, pp. 28 - 39, 2006.
4. S. Shoghian y M. Kouzehgar, A Comparison among Wolf Pack Search and Four other Optimization Algorithms, Journal of World Academy of Science, Engineering And Technology, pp. 447-453, 2012.
5. D. Karaboga, AN IDEA BASED ON HONEYBEE SWARM FOR NUMERICAL OPTIMIZATION, Erciyes University, Engineering Faculty, 2005.
6. X. Zhou, J. Lu, J. Huang, M. Zhong y M. Wang, Enhancing artificial bee colony algorithm with multi-elite guidance, Information Sciences, vol. 543, pp. 242-258, 2021.
7. Y. Wang, J. Jiao, J. Liu y R. Xiao, A labor division artificial bee colony algorithm based on, Information Sciences, vol. 606, pp. 152-172, 2022.
8. R. Jia y D. He, Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm for Solving Nonlinear System of Equations, de PROCEEDINGS OF THE 2012 EIGHTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND SECURITY, 2012.
9. A. Abraham, R. Jatoh y A. Rajasekhar, Hybrid Differential Artificial Bee Colony Algorithm, Journal of computational and theoretical nanoscience, vol. 9, n° 2, pp. 249-257, 2019.
10. F. Kang, J. Li, Q. Xu, Structural inverse analysis by hybrid simplex artificial bee colony algorithms, Computational Structures, vol. 87, n° 13-14, pp. 861-870, 2009.
11. H. Shah, T. Herawan, R. Naseem y R. Ghazali, Hybrid Guided Artificial Bee Colony Algorithm for Numerical Function Optimization, Lecture Notes in Computer Science, vol. 8794, pp. 197-206, 2014.

12. Z. G y K. S, Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization, *Applied Mathematics and Computation*, vol. 217, n° 7, pp. 3166-3173, 2010.
13. M. Cheng, Improved artificial bee colony algorithm based on escaped foraging strategy, *Journal of the Chinese Institute of engineers*, vol. 42, n° 6, pp. 516-524, 2019.
14. X. Wu, D. Hao y C. Xu, An Improved Method of Artificial Bee Colony Algorithm, *Applied Mechanics and Materials*, vol. 102, pp. 315-319, 2012.
15. S. Anuar, A. Selamat y R. Sallenhuiddin, A modified scout bee for artificial bee colony, *Journal of King Saud University* –, vol. 28, pp. 395-406, 2016.
16. H. Wang, W. Wang y e. al, Improving artificial Bee colony algorithm using a new neighborhood selection mechanism, *Information Sciences*, vol. 527, pp. 227-240, 2020.
17. Y. Yi y R. He, A Novel Artificial Bee Colony Algorithm, de 2014 SIXTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT HUMAN-MACHINE SYSTEMS AND CYBERNETICS (IHMSC), 2014.
18. B. Akay y D. Karaboga, A modified Artificial Bee Colony algorithm for real-parameter optimization, *Information Sciences*, vol. 192, pp. 120-142, 2012.
19. X. Li, Y. Huang, Y. Zhou y X. Zhu, Robot Path Planning Using Improved Artificial Bee Colony Algorithm, de PROCEEDINGS OF 2018 IEEE 3RD ADVANCED INFORMATION TECHNOLOGY, ELECTRONIC AND AUTOMATION CONTROL CONFERENCE, 2018.
20. W. Szeto, Y. Wu y S. Ho, An artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem, *European journal of operational research*, vol. 215, n° 1, pp. 126-135, 2011.
21. M. Aljanabi, JavadRahebi y Y. Ozok, An Investigation of Update Information Equations by using the Artificial Bee Colony Method for Skin Cancer Detection, *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 18, pp. 71-78, 2018.
22. Song X, Ming Z, Xing S, A multi-strategy fusion artificial bee colony algorithm with small population, *Experts Systems With Applications*, vol. 142 (2020)
23. Department of Computer Engineering, Erciyes University, Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm [En línea]. Available: <https://abc.erciyes.edu.tr> [Último acceso: 13 01 2023].
24. DEAP, «DEAP Documentation,» [En línea]. Available: <https://deap.readthedocs.io/en/master/api/benchmarks.html>. [Último acceso: 13 01 2023].