

## Çift-Girişim Tabanlı İyileştirme Algoritmasının Sayısal İyileştirme Fonksiyonları Üzerinde Performans Analizi

Mehtap KÖSE ULUKÖK\*<sup>1</sup> ORCID 0000-0003-4335-483X

<sup>1</sup>Kıbrıs İlim Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü, Girne, KKTC

Geliş tarihi: 31.05.2023

Kabul tarihi: 23.06.2023

Atıf şekli/ How to cite: KÖSE ULUKÖK, M., (2023). Çift-Girişim Tabanlı İyileştirme Algoritmasının Sayısal İyileştirme Fonksiyonları Üzerinde Performans Analizi. Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Dergisi, 38(2), 545-552.

### Öz

Sayısal iyileştirme, mühendislik alanında en çok uğraşılan problemlerden biridir. Bu çalışmada, son zamanlarda geliştirilen Çift-Girişim Tabanlı İyileştirme Algoritması'nın (Bi-Attempted Based Optimization Algorithm) (ABaOA) arama yakınsama kabiliyeti yirmi iyi bilinen referans fonksiyonu üzerinde test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar Genetik Algoritma (GA) ve Temel İyileştirme Algoritması (Based Optimization Algoritması) (BaOA) ile karşılaştırılmıştır. ABaOA, tüm yinelemeler boyunca iki sabit adım boyutlu çoğaltma parametresi ve iki işlem operatörü kullanan nüfus tabanlı bir Evrimsel Algoritma'dır. Evrimsel algoritmalar arama alanı boyunca global optimuma hızlı bir şekilde yaklaşır ve uygulanabilir bir çözümü garanti ederler. Deneysel sonuçlar ABaOA'nın hem BAOA'ya hem de GA'ya göre global optimuma daha hızlı yaklaştığını açıkça göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Bilgisayar zekası, Evrimsel algoritmalar, İyileştirme problemleri

### Performance Analysis of Bi-Attempted Based Optimization Algorithm on Numerical Optimization Functions

#### Abstract

Numerical optimization is one of the most challenging problem in engineering field. In this study, a recently developed Bi-Attempted Based Optimization Algorithm (ABaOA) is tested on twenty well-known benchmark functions to find its search convergence capability. Obtained results are compared with the Genetic Algorithm (GA) and the Base Optimization Algorithm (BaOA). ABaOA is a population-based Evolutionary Algorithm that uses two fixed step-size displacement parameter and two arithmetic reproduction operators throughout all the iterations. Evolutionary algorithms converge to the global optimum throughout the search space quickly, and they guarantee a feasible solution. The experimental results clearly showed that the ABaOA reaches the global optimum faster than the BaOA and the GA.

**Keywords:** Computational intelligence, Evolutionary algorithms, Optimization problems

---

\*Sorumlu yazar (Corresponding Author): Mehtap KÖSE ULUKÖK, [mehtapulukok@csu.edu.tr](mailto:mehtapulukok@csu.edu.tr)

## 1. GİRİŞ

Dünya kaynakları sınırlı sayıda bulunmaktadır. Bunları verimli bir şekilde tüketmek gelecek nesillere yapılacak en büyük yatırımlardan biri olabilir. Su, enerji ve ham madde kaynaklarının etkili ve verimli kullanılması uzun vadede doğacak kaynak sıkıntılarını geciktirebilir. Bu nedenle, iyileştirme metotları birçok disiplinde olduğu gibi özellikle çeşitli mühendislik problemleri için de vazgeçilmez bir işlemdir [1-4]. Genetik Algoritmalar (GA) [5], Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) [6], Karınca Kolonileri Optimizasyonu (ACO) [7], Yapay Arı Kolonileri (ABC) [8] sıklıkla kullanılan meta-sezgisel algoritmalarından sadece bir kaçıdır.

Araştırmacılar, herhangi bir probleminin çözümünde arzu edilen iyileştirmeye ulaşmak için sıklıkla iyileştirme algoritmalarını değiştirir veya birden fazla iyileştirme yönteminin avantaj sağlayan yönlerini kullanarak birleştirirler [9-22].

Meta-sezgisel algoritmalar, ayarlanması gereken bazı parametrelere sahiptirler ve uygulanabilir bir çözüme ulaşmak için uzun hesaplama süresi gerektirirler. Bu algoritmalarından türetilen çözümlerin kalitesi, büyük ölçüde parametrelerinin değerlerine bağlıdır [18,23].

Son zamanlarda en uygun çözümlere ulaşmak için geliştirilen yeni birkaç meta-sezgisel yöntem önerilmiştir [24-35]. Eldeki soruna bağlı olarak, tüm algoritmalar bazı iyileştirmeler gerektirmektedir. Bu nedenle, yerel arama yöntemi sezgisel algoritmaların performansını arttırmak için iyi bilinen ve sık kullanılan yöntemlerden biridir [36-41]. Literatürde çok çeşitli meta-sezgisel algoritmalar bulunmaktadır. Bunun sebebi meta-sezgisel algoritmaların parametre ayarlarının zorluğundan ve hesaplama karmaşıklığından kaynaklanmaktadır. Bu da, daha az sayıda parametre ayarı gerektiren ve parametreleri kolaylıkla ayarlanabilen yeteneklere sahip algoritmaların geliştirilmesi ihtiyacını doğurmaktadır.

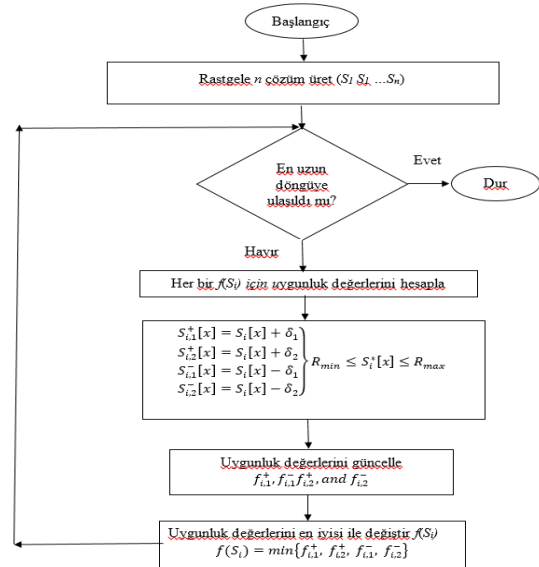
Bu çalışmada Çift-Girişim Tabanlı İyileştirme Algoritması arama yakınsama kabiliyeti açısından yirmi referans fonksiyon kullanılarak test

edilmiştir. Sonuçlar Genetik Algoritma ve Temel iyileştirme Algoritması ile karşılaştırılmıştır..

## 2. YÖNTEM

### 2.1. Çift-Girişim Tabanlı İyileştirme Algoritması

Bu çalışmada ABaOA'nın çözüm uzayında yakınsama performansı ayrıntılı olarak incelenmiştir. Nüfus tabanlı evrimsel bir algoritma olan ABaOA, rastgele üretilen bir nüfusu iki sabit adım boyutlu çoğaltma parametresi ve iki temel aritmetik işlem operatörü kullanan bir Evrimsel Algoritma'dır [42]. Algoritmanın kodlama akış şeması Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1. Çift-Girişim Tabanlı İyileştirme Algoritması

Meta-sezgisel algoritmalar, arama alanında global bir optimum noktaya ulaşmak için global ve yerel arama tekniklerini kullanırlar. Bu teknikler yüksek hesaplama süresi gerektirir ve programlama karmaşıklığı yaratırlar. ABaOA, iki sabit adım boyutlu çoğaltma parametreleri olan  $\delta_1$  ve  $\delta_2$  ile çözüm uzayı üzerinde çeşitlendirme ve yoğunlaşma işlemlerini gerçekleştirir. Çoğaltma operatörü olarak kullanılan aritmetik toplama ve çıkarma işlemleri algoritmaya kolay kullanım imkanı ve yanı sıra düşük hesaplama gereksinimi vermektedir.

Çift-Girişim Tabanlı İyileştirme Algoritması yakın zamanda Bulamaç boru hattı ve çoklu rezervuar zamanlama problemlerinin optimum çözümlerini araştırmak için kullanılmış ve cesaret verici sonuçlara ulaşılmıştır [43]. Bu çalışmada, ABaOA'nın arama yakınsama kabiliyetini analiz etmek için yirmi referans fonksiyonu kullanılarak GA ve BaOA ile kıyaslanmıştır. Kullanılan referans fonksiyonların isimleri Çizelge 1'de listelenmiştir.

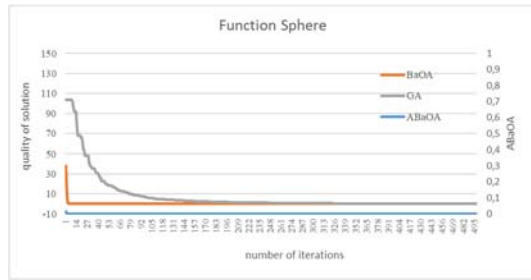
**Çizelge 1.** Kullanılan referans fonksiyonları

Fonk. no	Fonksiyon ismi	Fonk. no	Fonksiyon ismi
f <sub>1</sub>	Sphere	f <sub>11</sub>	Zakharov
f <sub>2</sub>	Sum of Different Powers	f <sub>12</sub>	Dixon-Price
f <sub>3</sub>	Rotated Hyper-ellipsoid	f <sub>13</sub>	Michalewicz
f <sub>4</sub>	Griewank	f <sub>14</sub>	Powell
f <sub>5</sub>	Trid	f <sub>15</sub>	Bent Cigar
f <sub>6</sub>	Rastrigin	f <sub>16</sub>	Alpine
f <sub>7</sub>	Levy	f <sub>17</sub>	Weierstrass

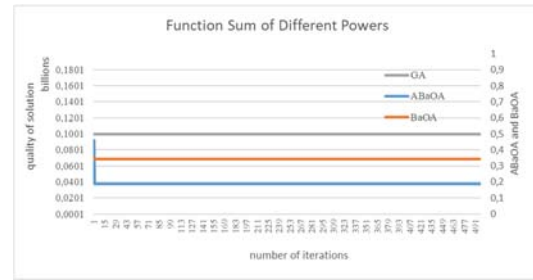
f <sub>8</sub>	Ackley	f <sub>18</sub>	Styblinski-Tang
f <sub>9</sub>	Schwefel	f <sub>19</sub>	Salomon
f <sub>10</sub>	Rosenbrock	f <sub>20</sub>	Shaffer F7

### 3. ARAŞTIRMA BULGULARI

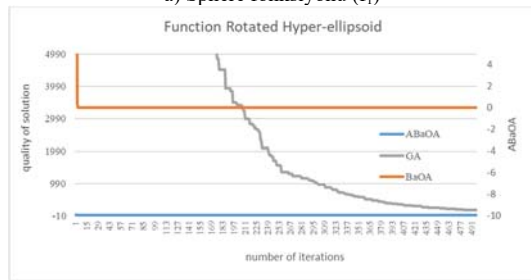
ABaOA, BaOA ve GA yöntemlerinin referans fonksiyonları için buldukları çözümler yaklaşım davranışları açısından bağımsız ve tek çalışmalar olarak gerçekleştirilmiş ve sonuçları Şekil 2'de gösterilmiştir. Kullanılan yirmi referans fonksiyonları literatürde kullanılan test fonksiyonları [42] olarak seçilmiş ve Çizelge 1'de sadece isimleri verilerek listelenmiştir. Elde edilen sonuçlarda ABaOA, çoğu referans fonksiyonunda BaOA ve GA'ya göre optimum çözüme daha hızlı bir şekilde ulaşmış veya benzer bir yaklaşım göstermiştir. Her referans fonksiyonu için bulunan sonuçlar Şekil 2'de gösterilmektedir.



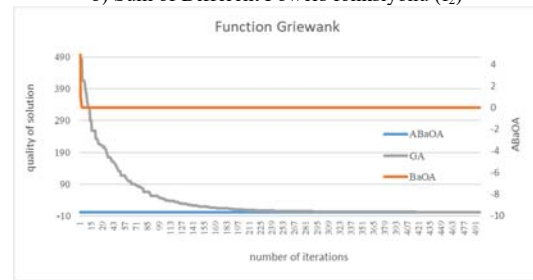
a) Sphere fonksiyonu (f<sub>1</sub>)



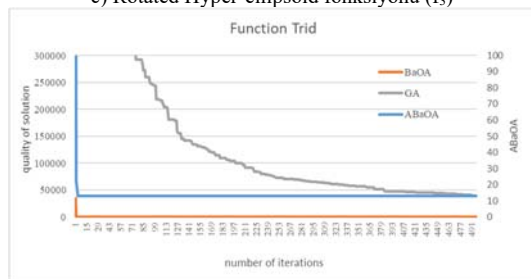
b) Sum of Different Powers fonksiyonu (f<sub>2</sub>)



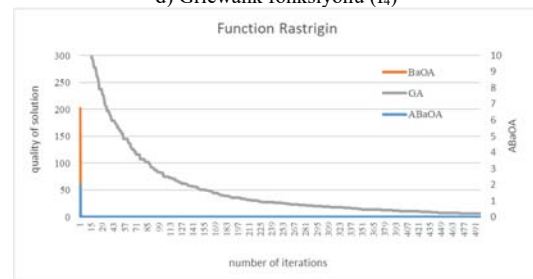
c) Rotated Hyper-ellipsoid fonksiyonu (f<sub>3</sub>)



d) Griewank fonksiyonu (f<sub>4</sub>)

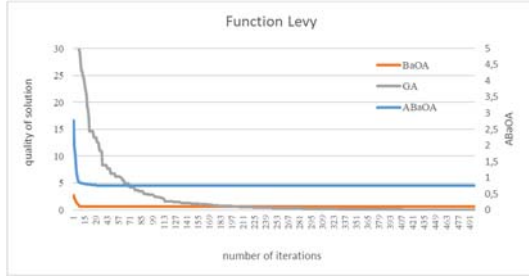


e) Trid fonksiyonu (f<sub>5</sub>)

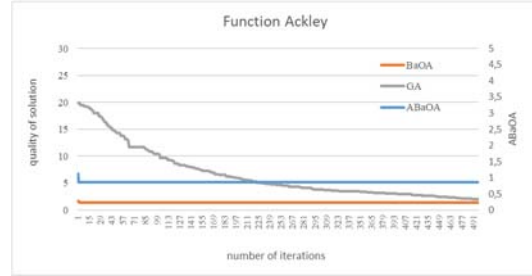


f) Rastrigin fonksiyonu (f<sub>6</sub>)

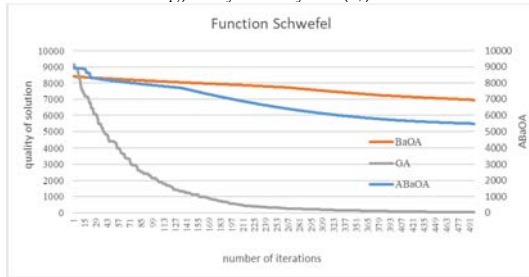
Çift-Girişim Tabanlı İyileştirme Algoritmasının Sayısal İyileştirme Fonksiyonları Üzerinde Performans Analizi



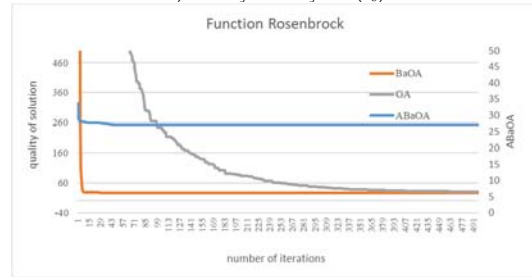
g) Levy fonksiyonu ( $f_7$ )



h) Ackley fonksiyonu ( $f_3$ )



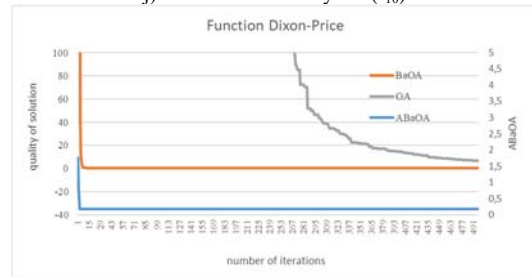
i) Schwefel fonksiyonu ( $f_9$ )



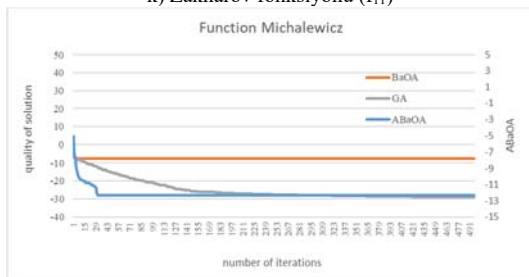
j) Rosenbrock fonksiyonu ( $f_{10}$ )



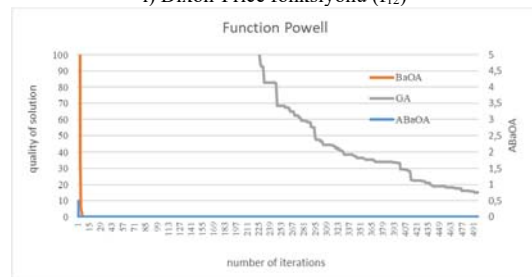
k) Zakharov fonksiyonu ( $f_{11}$ )



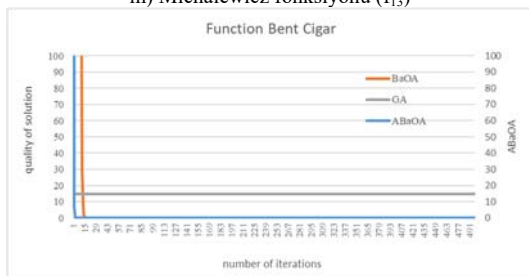
l) Dixon-Price fonksiyonu ( $f_{12}$ )



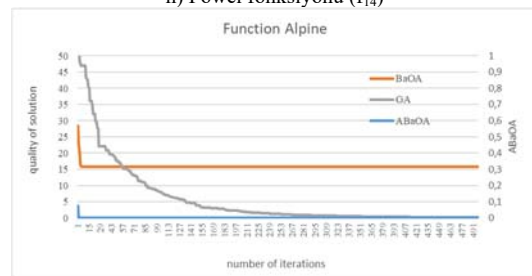
m) Michalewicz fonksiyonu ( $f_{13}$ )



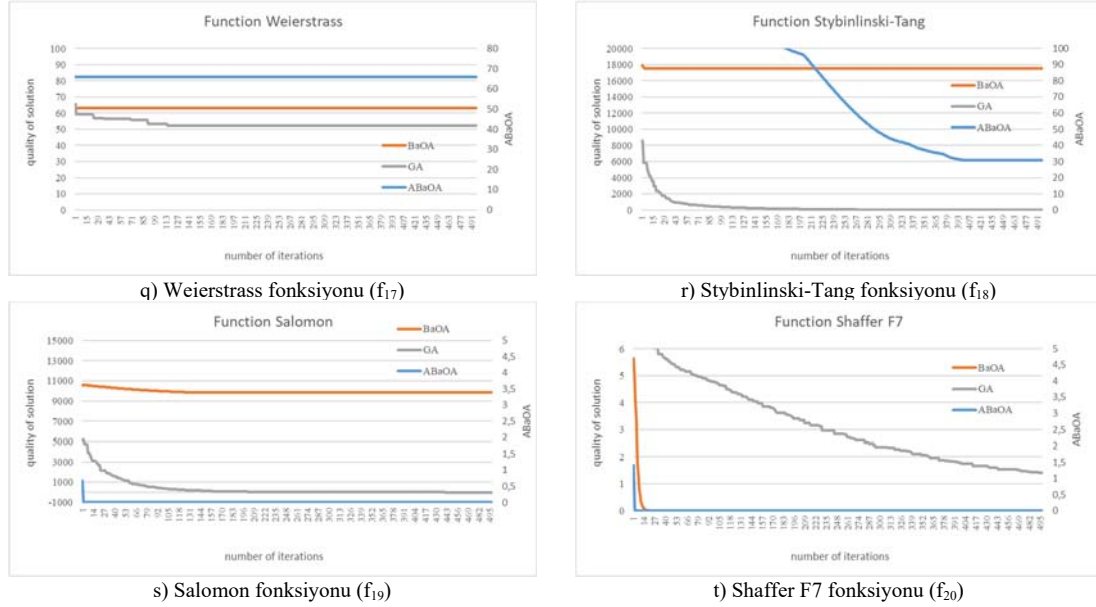
n) Powel fonksiyonu ( $f_{14}$ )



o) Bent Cigar fonksiyonu ( $f_{15}$ )



p) Alpine fonksiyonu ( $f_{16}$ )



Şekil 2. Çift-Girişim tabanlı iyileştirme algoritmasının yakınsama performansları

ABAOA, BaOA ve GA algoritmalarının en iyi performans veren parametreleri denenerek yakınsama performansları incelenmiştir. ABAOA'nın yakınsama performansının sadece dört fonksiyonda GA ve BaOA'dan daha yavaş kaldığı gözlemlenmiştir. Bu fonksiyonlar; Schwefel, Styblinski-Tang, Weierstrass ve Rosenbrock fonksiyonlarıdır. Bu fonksiyonların hedef global optimum değerlerine ulaşmada ABAOA'nın çeşitlendirme performansının GA ve BaOA göre nispeten düşük kaldığı görülmüştür. Diğer on altı referans fonksiyonun hepsinde ABAOA global optimum sonuca BaOA ve GA'dan daha hızlı ulaşmıştır.

Rastrigin fonksiyonunun ABAOA, BaOA, GA, BPSO ve PSO algoritmaları ile literatürdeki çözümü Çizelge 2'de özetlenmiştir [10,42].

Çizelge 2. Rastrigin fonksiyonunun literatürde sunulan performans sonuçları

Algoritma İsmi	Medyan	Standart Sapma
ABAOA [42]	0.00E+00	0.00E+00
BaOA [42]	0.00E+00	2.05E+00
GA [42]	5.895E+01	1.825E+01
BPSO [10]	0,0012	0,3459
PSO [10]	0,9949	0,6633

Medyan ve standart sapma sonuçlarından da anlaşılacağı üzere ABAOA'nın Rastrigin fonksiyonunun çözümünde gösterilen diğer algoritmalarından daha iyi sonuç bulduğu söylenebilir.

#### 4. SONUÇLAR

Bu çalışmada, ABAOA yirmi referans iyileştirme fonksiyonu üzerinde yakınsama performansı açısından ayrıntılı olarak incelenmiştir. Nüfus tabanlı evrimsel bir algoritma olan ABAOA, rastgele üretilen bir nüfusu iki sabit adım boyutlu çoğaltma parametresi ve iki temel aritmetik işlem operatörü kullanılarak çözüm uzayında global optimum çözümü aramaktadır.

ABAOA Algoritması yakın zamanda bulamaç boru hattı ve çoklu rezervuar zamanlama problemlerinin optimum çözümleri üzerinde de denenmiş ve cesaret verici sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu sonuçlara ek olarak bu çalışmada da arama yakınsama kabiliyeti incelenmiş ve on altı referans fonksiyonunda ABAOA'nın çözüme GA ve BaOA algoritmalarında daha hızlı ulaştığı ve daha yüksek arama yakınsama kabiliyetine sahip olduğu görülmüştür.

## 5. KAYNAKLAR

1. Campbell S.D., Sell, D., Jenkins, R.P., Whiting, E.B., Fan, J.A., Werner D.H., 2019. Review of Numerical Optimization Techniques for Meta-Device Design. *Optical Materials Express*, 9(4), 1842-1863.
2. Afshar, M.H., Mariño, M.A., 2007. A Parameter-Free Self-Adapting Boundary Genetic Search for Pipe Network Optimization. *Comp. Optim Appl*, 37(1), 83-102.
3. Melo, V.V.de., Banzhaf, W., 2018. Drone Squadron Optimization: A Novel Self-Adaptive Algorithm for Global Numerical Optimization. *Neural Comp. Appl*, 30(10), 3117-3144.
4. Xiang, Y., Peng, Y., Zhong, Y., Chen, Z., Lu, X., Zhong, X., 2014. A Particle Swarm Inspired Multi-Elitist Artificial Bee Colony Algorithm for Real-Parameter Optimization. *Comp. Optim Appl*, 57, 493-516.
5. Holland, J.H., 1962. Outline for a Logical Theory of Adaptive Systems. *Journal of the ACM (JACM)*, 9(3), 297-314.
6. Deb, K., Padhye, N., 2014. Enhancing Performance of Particle Swarm Optimization Through an Algorithmic Link with Genetic Algorithms, *Comp Optim Appl*, 57(3) 761-794.
7. Dorigo, M., Blum, C., 2005. Ant Colony Optimization Theory: A Survey Theoretical, *Computer Science*, 344, 243-278.
8. Karaboga, D., Akay, B., 2009. A Comparative Study of Artificial Bee Colony Algorithm. *Appl Math Comp.*, 214(1), 108-132.
9. Tuncel, O., Aydın, H., 2023. Optimization of Nd:YAG Laser Welding Factors of Cold Rolled Strenx 700 CR Steel by Taguchi Method. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*. 38(1), 85-92.
10. Gençal, M.C., 2022. Bipolar Particle Swarm Optimization Algorithm, *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*. 37(3), 617-625.
11. Alhamad, A., Günal, A.Y., 2022. Optimization of Water Distribution System within Tented Camps. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*. 37(1), 23-31.
12. Madenli, Ö., Deveci, E. Ü., 2021. Alkaline Pre-Treatment Optimization of Agro-Industrial Waste Apple Pulp with Box-Behnken Response Surface Methodology. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*. 36(3) 769-780.
13. Das, K.N., Mishra, R., 2013. Chemo-Inspired Genetic Algorithm for Function Optimization, *Appl Math Comp*, 220, 394-404.
14. Khuat, T.T., Le, M.H., 2017. A Genetic Algorithm with Multi-Parent Crossover Using Quaternion Representation for Numerical Function Optimization. *Applied Intelligence*, 46(4), 810-826.
15. Pan, X., Jiao, L., Liu, F., 2010. An Improved Multi-Agent Genetic Algorithm for Numerical Optimization, *Natural Computing*, 10(1), 487-506.
16. Zang, W., Ren, L., Lui, X., 2018. A Cloud Model Based DNA Genetic Algorithm for Numerical Optimization Problems, *Future Generation Comp Sys*, 81, 465-477.
17. Alatas, B., 2010. Chaotic Bee Colony Algorithms for Global Numerical Optimization, *Expert Sys Appl.*, 37(8), 5682-5687.
18. Karaboga, D., Gorkemli, B., 2014. A Quick Artificial Bee Colony (qABC) Algorithm and its Performance On Optimization Problems. *Applied Soft Computing*, 23, 227-238.
19. Cao, Y., Lu, Y., Pan, X., Sun, N., 2019. An Improved Global Best Guided Artificial Bee Colony Algorithm for Continuous Optimization Problems. *Cluster Computing*, 22(2), 3011-3019.
20. Badem, H., Basturk, A., Caliskan, A., Yuksel, M.E., 2018. A New Hybrid Optimization Method Combining Artificial Bee Colony and Limited-Memory BFGS Algorithms For Efficient Numerical Optimization. *Applied Soft Computing*, 70, 826-844.
21. Ghanem, W.A., Jantan, A., 2016. Hybridizing Artificial Bee Colony with Monarch Butterfly Optimization for Numerical Optimization Problems, *Neural Comp Appl*, 30(1), 163-181.
22. Pan, X., Lu, Y., Sun, N., Li, S., 2019. A Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm with Modified

- Search Model for Numerical Optimization, Cluster Computing, 22(2), 2581-2588.
23. Ulukök, M.K., 2017. Impact of Genetic Algorithm's Parameters on Solution of Numerical Optimization Benchmark Problems. IEEE 9th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN2017), 16-17 September 2017, Final Üniversitesi, Girne, KKTC.
  24. Khalilpourazari, S., Khalilpourazary, S., 2019. An Efficient Hybrid Algorithm Based on Water Cycle and Moth-Flame Optimization Algorithms for Solving Numerical and Constrained Engineering Optimization Problems. Soft Computing, 23(5), 1699-1722.
  25. Wang, G.G., Deb, S., Cui, Z., 2014. Monarch Butterfly Optimization, Neural Comp Appl, 31(7), 1995-2014.
  26. Wang, G.G., Gandomi, A.H., Zhao, X. Chu, H.C.E., 2016. Hybridizing Harmony Search Algorithm with Cuckoo Search for Global Numerical Optimization, Soft Computing, 20(1), 273-285.
  27. Shehab, M., Khader A.T., Louchedi, M., Alomari, O.A., 2019. Hybridizing Cuckoo Search Algorithm with Bat Algorithm for Global Numerical Optimization. The Journal of Supercomputing, 75(5), 2395-2422.
  28. Zhang, Y., Jin, Z., Chen, Y., 2020. Hybridizing Grey Wolf Optimization with Neural Network Algorithm for Global Numerical Optimization Problems. Neural Comp Appl, 32, 10451-10470.
  29. Abualigah, L.M., Khader, A.T., Hanandeh, E.S., 2019. Modified Krill Herd Algorithm for Global Numerical Optimization Problems. Advances in Nature-Inspired Comp Appl, Springer, 205-221.
  30. Ahandani, M.A., Vakil-Baghmisheh, M.T., Talebi, M., 2014. Hybridizing Local Search Algorithms for Global Optimization. Comp Optim Appl, 59(3), 725-748.
  31. Ye, X., Wang, P., 2019. Impact of Migration Strategies and Individual Stabilization on Multi-Scale Quantum Harmonic Oscillator Algorithm for Global Numerical Optimization Problems. Applied Soft Computing, 85, 105800.
  32. Arora, S., Anand, P., 2019. Chaotic Grasshopper Optimization Algorithm for Global Optimization. Neural Comp Appl, 31(8), 4385-4405.
  33. Cassioli, A., Locatelli, M., Schoen, F., 2010. Dissimilarity Measures for Population-Based Global Optimization Algorithms. Comp Optim Appl, 45(2), 257-281.
  34. Chen, B., Lei, H., Shen, H., Liu, Y., Lu, Y., 2019. A Hybrid Quantum-Based PIO Algorithm for Global Numerical Optimization. Science China Information Sciences, 62(7), 70203.
  35. Civicioglu, P., 2013. Backtracking Search Optimization Algorithm for Numerical Optimization Problems. Applied Maths Comp, 219(15), 8121-8144.
  36. Gaviano, M., Lera, D., 2002. A Complexity Analysis of Local Search Algorithms in Global Optimization. Optim Meth Software, 17(1), 113-127.
  37. Ghetas, M., Chan, H.Y., 2018. Integrating Mutation Scheme Into Monarch Butterfly Algorithm for Global Numerical Optimization. Neural Comp Appl, 32, 2165-2181.
  38. Dai, J. He. H., Song, X., 2014. The Combination Stretching Function Technique with Simulated Annealing Algorithm for Global Optimization. Optim Methods and Software, 29(3), 629-645.
  39. Hedar, A.R., Fukushima, M., 2002. Hybrid Simulated Annealing and Direct Search Method for Nonlinear Unconstrained Global Optimization. Optim Methods and Software, 17(5), 891-912.
  40. Chetty, S., Adewumi, A.O., 2013. Three New Stochastic Local Search Algorithms for Continuous Optimization Problems. Comp Optim Appl, 56(3), 675-721.
  41. Narayanam, G., Ranjan, K., Kumar S., 2019. Comparison of Optimization Strategies for Numerical Optimization, Software Engineering. Springer, Singapore, 709-716.
  42. Ulukök, M.K., 2021. Bi-Attempted Based Optimization Algorithm for Numerical Optimization Problems. European Journal of Science and Technology, Special Issue(26), 466-471.

43. Yıldız, B., Ulukök, M.K., Bashiry, V., 2023.  
Bi-Attempted Base Optimization Algorithm on  
Optimization of Hydrosystems. Water  
Resources Management, 1-13.