




Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi

Araştırma Makalesi

Cauchy Dağılım ile Güçlendirilmiş Salp Sürü Algoritması

 Gürcan YAVUZ^{a,*}

^a Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Dumlupınar Üniversitesi, Kütahya, TÜRKİYE

* Sorumlu yazarın e-posta adresi: gurcan.yavuz@dpu.edu.tr

DOI: 10.29130/dubited.1022929

ÖZ

Salp Sürü Algoritması (SSA) son dönem sürü zekâsı algoritmalarından olup, basit yapılıdır ve kullanımı oranı artan bir algoritmadır. Kullanım oranındaki artışın en önemli sebebi, bu algoritmanın problem çözmede gösterdiği başarıdır. Buna karşın, SSA algoritmasının performansı problem türleri değişikçe kötüleşebilmektedir. Bu çalışma, bu durumu ele almakta olup global optimizasyon problem türleri için Cauchy Salp Sürü Algoritması (caSSA) adında gelişmiş bir varyant önermektedir. Önerilen algoritma, Orijinal Salp Sürü Algoritmasının kullandığı pozisyon güncelleme denklemini Cauchy dağılım temelli yeni bir denklemi ile değiştirmektedir. Bu değişim ile algoritmanın arama yeteneklerinin artırılması amaçlanmıştır. caSSA algoritmasının performansı, Soft Computing dergisi özel sayısına ait ölçüt seti ile test edilmiştir. 19 adet birbirinden zor test fonksiyonu içeren bu ölçüt seti 50, 100 ve 200 boyut için çözülmüştür. Ayrıca, caSSA'nın sonuçları literatürde yer alan üç tane gelişmiş Salp Sürü algoritması varyantı ile karşılaştırılmıştır. Deneylerde algoritmalar her test fonksiyonu için 25 defa çalıştırılmıştır. Algoritmalar, çalıştırmalar sonucunda elde ettikleri ortanca hata değerlerine göre kıyaslanmıştır. Önerilen Cauchy dağılım temelli Salp Sürü algoritmasının sonuçları üç algoritmadan daha iyi olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Salp Sürü Algoritması, Optimizasyon, Cauchy dağılım

Salp Swarm Algorithm Enhanced by Cauchy Distribution

ABSTRACT

Salp Swarm Algorithm (SSA) is one of the latest swarm intelligence algorithms, it has a simple structure, and its usage rate is increasing. The most important reason for the increase in the usage rate is the success of this algorithm in solving problems. However, the performance of the SSA algorithm may deteriorate as the problem types change. This study addresses this situation and proposes an enhanced variant called Cauchy Salp Swarm Algorithm (caSSA) for global optimization problem types. The proposed algorithm replaces the position update equation used by the original Salp Swarm Algorithm with a new equation based on the Cauchy distribution. With this change, it is aimed to increase the search capabilities of the algorithm. The performance of the caSSA algorithm has been tested with the benchmark set of the Soft Computing journal special issue. This benchmark set, which includes 19 difficult test functions, has been solved for 50, 100, and 200 dimensions. In addition, the results of caSSA were compared with three enhanced Salp Swarm algorithm variants in the literature. In the experiments, the algorithms were run 25 times for each test function. Algorithms were compared according to the median error values obtained as a result of the runs. The results of the proposed Cauchy distribution based Salp Swarm algorithm were found to be better than the three algorithms.

Keywords: Salp Swarm Algorithm Optimization, Cauchy Distribution

I. GİRİŞ

Doğadaki canlıların birlikte bir amaç için gösterdikleri organize hareketler Sürü Zekâsı kavramının doğmasına yol açmıştır [1], [2]. Bu birliktelik içindeki canlıların hareketleri tek başına değerlendirildiğinde bir anlam ifade etmemektedir. Ancak bu birlikteliği oluşturan canlıların tamamının hareketleri değerlendirildiğinde ortak problemlere zeki ve işbirlikçi çözümler ürettikleri görülmektedir. Bu zeki davranışlar araştırmacıları ilgisini çekmiş ve bunların modellenmesine yol açmıştır [3]. Modellenen bu hareketler mühendislik ve bilimsel problemlerin çözümlerine başarıyla uygulanmıştır. Elde edilen başarı, Sürü zekâsı algoritmaları olarak bilenen ve doğadaki canlılardan esinlenen çok sayıda algoritmanın geliştirilmesini sağlamıştır [1], [2], [3]. Sürü zekâsı algoritmalarının başında, kuşların göç ve balıkların besin arama davranışlarından esinlenen Parçacık Sürü Optimizasyon algoritması (Particle Swarm Optimization, PSO) [4] gelmektedir. Bunun dışında arılardan esinlenen Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony, ABC) [5], ateş böceklerinden esinlenen Ateş Böceği algoritması (FireFly Algorithm, FA) [6], kuşlardan esinlenen Guguk Kuşu Arama Algoritması (Cuckoo Search, CS)[7] bunlardan bazılarıdır. Salp Sürü (Salp Swarm Algorithm, SSA) [8] algoritması da bu kategoriye giren son dönem algoritmalarındandır.

SSA, henüz çok yeni bir sürü zekâsı algoritmasıdır. Temel matematik operatörlerini temel alan ve herhangi bir kontrol parametre içermeyen, gerçeklemesi kolay bir algoritma olarak öne çıkmaktadır. Yenilenebilir enerji [9], [10], Güç sistemleri [11], Telekomünikasyon [12] gibi çeşitli mühendislik problemlerinin çözümlerine uygulamaları mevcuttur [13], [12]. Problem türlerinin çözülmesinin yanında araştırmacılar, Salp Sürü algoritmasını geliştirmek için algoritmanın genel yapısı üzerinde iyileştirmeler yaparak SSA varyantları önermişlerdir. Örneğin; Syed vd. SSA algoritmasının pozisyon güncelleme denkleminde atalet ağırlığı ekleyerek sensor yerleştirme problemi çözümünde kullanmışlardır [14]. Yavuz, SSA algoritmasına bir dizi iyileştirmeler gerçekleştirerek CEC 2014 ve CEC 2015 ölçüt setinin çözümünde kullanmıştır. Bu iyileştirmeler, arama yetenekleri güçlendirilmiş pozisyon güncelleme denklemi, algoritmanın yerel optimuma takılmasının önüne geçmek için yenileme stratejisi ile popülasyon boyut azaltma stratejisidir [15]. Kassaymeh vd. SSA ile Benzetimli tavlama algoritmalarını birleştirerek hibrit bir varyant önererek geri yayılım yapay sinir ağı parametrelerinin belirlenmesinde kullanmışlardır [16]. Zhang vd. küresel optimizasyon için çok sayıda stratejiyi Orijinal SSA algoritmasına dahil ederek bir varyant önermişlerdir [17]. Tubishat vd. zıtlık tabanlı ilkendirme adımı ile bir yerel arama yöntemini algoritmaya ekleyerek öznelik seçiminde kullanmışlardır [18]. Zhao vd., SSA algoritmasının yakınsama hızını artırmak ve algoritma performansını geliştirmek için zıtlık tabanlı öğrenme ile kaotik yerel arama yöntemini algoritmaya ekleyerek küresel optimizasyon problemlerinde kullanmışlardır [19]. Majhi vd. [20] ve Sayed vd. [21] Orijinal SSA algoritmasının performansını iyileştirmek için kaotik haritalardan faydalanmışlardır.

Bu çalışmada; Orijinal Salp Sürü algoritmasında salp bireylerin pozisyonlarının güncellenmesinde kullanılan denklemin rastgelelik özelliğini daha güçlü hale getirebilmek için Cauchy dağılımı kullanan bir denklem önerilmiştir. Cauchy dağılımı, sürü zekâsı algoritmaları arama davranışlarının iyileştirilmesinde başvurulan yöntemlerden bir tanesidir. Xu vd. Moth-Flame algoritmasının mutasyon denklemlerinde Cauchy dağılımdan yararlanmışlardır [22]. Wang vd., Krill Herd algoritmasına bu dağılımı dâhil etmişlerdir [23]. Choi ve Ahn, Cauchy dağılımı L-SHADE algoritmasının mutasyon denklemlerinde kullanarak algoritmanın arama uzayı çeşitliliğini artırmaya çalışmışlardır [24].

Bu çalışma şu şekilde organize edilmiştir. Birinci bölümde, çalışmayı kısaca tanıtan Giriş kısmı yer almaktadır. İkinci bölümde, çalışmada kullanılan Orijinal SSA algoritmasının detaylarına yer verilmiştir. Üçüncü ve Dördüncü bölümde Cauchy dağılımı ve önerilen algoritmadan bahsedilmiştir. Beşinci bölümde SOCO ölçüt seti ve elde edilen sonuçlar paylaşılmıştır. Son bölüm olan Altıncı bölümde ise, yapılan çalışma değerlendirilerek elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır.

II. SALP SÜRÜ ALGORİTMASI

Salpidae ailesine ait okyanus derinliklerinde yaşayan ve Salp olarak adlandırılan canlılar besinlerini temin ederlerken Salp Zinciri adı verilen yapılar oluşturmaktadırlar. Bu zincir sayesinde salplar, sürü halinde besin arama işlemini gerçekleştirmektedirler. Bu canlıların gösterdikleri zeki ve organize davranışları matematiksel olarak modelleyen Seyedali Mirjalili, kısaca SSA olarak bilinen Salp Sürü Algoritmasını 2017 yılında ortaya atmıştır [25]. Bu model incelendiğinde Salplardan oluşan popülasyon ikiye ayrılmaktadır. Bunlardan birincisi lider salp ikincisi ise lideri izleyen takipçi salplardır.

SSA'nın sözde kodu Şekil 1'de gösterilmektedir. Buna göre, arama uzayında, pozisyonları bir çözüme karşılık gelecek şekilde salp popülasyonu rastgele üretilir. Bu popülasyon içinden amaç fonksiyon değeri en iyi olan salp lider olarak belirlenir. Lider dışındaki salplar ise takipçi olarak tanımlanır. Daha sonra algoritma optimizasyon sürecine başlar. SSA, çalışma bütçesi tamamlanıncaya kadar lider salpın pozisyonunu Denklem 1 ile günceller. Geri kalan salpların pozisyonları ise lider salpın pozisyonuna bağlı olarak Denklem 3 kullanılarak belirlenir. Her iterasyondan popülasyonun lideri amaç fonksiyonu değerine göre yeniden belirlenir. Bu işlem algoritmanın çalışma bütçesi tamamlanıncaya kadar devam eder.

Lider olan Salp'ın pozisyonunu güncelleyen Denklem 1 aşağıda yer almaktadır:

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) : c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) : c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

Burada F_j , j . boyuttaki lider ve yiyecek kaynağının yerini temsil etmektedir. c_1 'in değeri, l mevcut iterasyon ve L 'de maksimum iterasyon sayısını göstermek üzere Denklem 2 ile belirlenmektedir. c_2 ve c_3 sayılarının değeri $[0, 1]$ aralığından uniform dağılım kullanılarak rastgele üretilir. ub_j ve lb_j sırasıyla çözülen problemin üst ve alt sınır değerini göstermektedir.

$$c_1 = 2e^{-\left(\frac{4l}{L}\right)^2} \quad (2)$$

Popülasyonda lider dışında geri kalan takipçi Salp canlılarının pozisyonları da Denklem 3 ile belirlenmektedir. x_j^i , i . salpın j . boyuttaki yerini göstermektedir.

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}) \quad (3)$$

Şekil 1. SSA algoritmasının sözde kodu

-
- 1: Salp popülasyonunu ($i = 1, 2, \dots, n$) ilklendir
 - 2: **while** bitme kriteri sağlanmadığı sürece **do**
 - 2: her bir birey (salp) amaç fonksiyon değerini hesapla
 - 3: F = en iyi birey
 - 4: c_1 değerini Denklem 2 ile belirle
 - 5: **for** her bir salp (x_i)
 - 6: **if** ($i == 1$)
 - 7: lider salp pozisyonunu Denklem 1 ile güncelle
 - 8: **else**
 - 9: Takipçi salpların pozisyonlarını Denklem 3 ile güncelle
 - 10: $l = l + 1$
-

III. CAUCHY DAĞILIM

Cauchy dağılım olasılık yoğunluk fonksiyonuna (PDF) ve kararlı bir yapıya sahip olan sürekli bir dağılımdır. Normal dağılıma göre yatay yönde daha küçük iken, dikey yönde Normal dağılıma göre daha geniştir [22].

Cauchy dağılım fonksiyonu; a dağılımın tepe noktasının yerini (location) göstermek üzere ve b 'de ölçekleme parametresi (scale) olmak üzere şu şekilde tanımlanabilir:

$$C(x; a, b) = \frac{1}{\pi b} \left(\frac{b^2}{(x-a)^2 + b^2} \right) \quad (4)$$

Cauchy dağılım fonksiyonu şu şekildedir:

$$F(x; a, b) = \frac{1}{\pi} \arctan\left(\frac{x-a}{b}\right) + \frac{1}{2} \quad (5)$$

IV. ÖNERİLEN SALP SÜRÜ ALGORİTMASI

Salp Sürü Algoritmasının Lider salpın pozisyonunu güncellemede kullandığı Denklem 1 yeni pozisyon üretmede yeterli çeşitliliği sağlayamamakta ve yerel optimuma takılabilmektedir. Bu denklemde rastgeleliği sağlayan ve uniform dağılım kullanılarak [0,1] aralığından rastgele üretilen c_2 değişkeninin değeri, bu çalışmada Cauchy dağılım kullanılarak üretilmektedir. Cauchy Salp Sürü Algoritması (caSSA) olarak adlandırılan önerilen algoritma Orijinal SSA'nın pozisyon güncelleme denklemini Denklem 6 ile değiştirmiştir.

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)cauchy(loc, sc) + lb_j) : c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)cauchy(loc, sc) + lb_j) : c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

Denklemde $cauchy()$ ifadesi ile cauchy dağılım kullanılarak rastgele değerler üretilmektedir. loc Cauchy dağılımın yer (location) parametresini, sc parametresi ise Cauchy dağılımın ölçek (scale) parametresini göstermektedir. Bu parametrelerin değerleri deneylerde sırasıyla 0 ve 0.1 olarak seçilmiştir [26] [24].

V. DENEYLER

Bu bölümde önerilen SSA varyantı algoritmanın performansı, Soft Computing dergisinin evrimsel algoritmaların ölçeklenebilirliği üzerine olan özel sayında yer alan ve kısaca SOCO olarak bilinen ölçüt seti kullanılarak test edilmiştir. Bu ölçüt seti birbirlerinden farklı özelliklere sahip 19 test fonksiyonuna sahiptir. Bu 19 test fonksiyonunun 12 tanesi multimodal, 7 tanesi unimodaldir. Ayrıca bu ölçüt fonksiyonları ayrılabilir ve ayrılamaz olarak da tanımlanmaktadır. SOCO'nun genel yapısı Tablo 1'de verilmiştir [27]. caSSA algoritmasının sonuçları Orijinal Salp Sürü Algoritması (Salp

Swarm Algorithm, SSA) [25], Kapsamlı Geliştirilmiş SSA (Comprehensive Improved SSA, CISSA) [28] ve Geliştirilmiş SSA (Enhanced SSA, ESSA) [29] algoritmaları ile karşılaştırılmıştır

Deneylerde bütün algoritmalar, SOCO ölçüt setinde belirtilen kriterlere göre çalıştırılmıştır. Bu kurallara göre algoritmalar SOCO 19 test fonksiyonunu 50, 100 ve 200 boyut için 25 defa bağımsız olarak çözmüşlerdir. Algoritmaların ilgili test fonksiyonlar için elde ettikleri sonuçlar kayıt altına alınmıştır. Kayıt altına alınan sonuçlar hata değeri şeklinde ($f(x)-f(x^*)$) hesaplanmıştır. Burada, $f(x)$ muhtemel çözümü ve $f(x^*)$ problemin optimum değerini göstermektedir. Bütün algoritmalar belirlenen bir çalışma bütçesine kadar ya da elde ettikleri hata değeri $10e-14$ değerinden daha küçük oluncaya kadar çalıştırılmıştır. Algoritmaların çalışma bütçesi, SOCO deney kurallarına göre fonksiyon çağırım sayısı (function evaluations - FEs) olarak belirlenmiştir bu da D boyut olmak üzere $5000 \times D$ olarak seçilmiştir.

caSSA ve karşılaştırmadaki algoritmalar kontrol parametresi olarak sadece popülasyon boyutuna ihtiyacı vardır ve adil bir karşılaştırma olması için bu değer bütün algoritmalar için 30 olarak seçilmiştir. caSSA, SSA, ESSA ve CISSA C++ ile kodlanmış olup bütün deneyler AMD Ryzen 5 1600 3.2 Ghz işlemci, 16 GB RAM'e sahip bir Ubuntu Linux bilgisayar ile gerçekleştirilmiştir.

Algoritmaların, 19 test fonksiyonu için 25 defa çalıştırılması ile elde ettikleri ortalama hata değerleri SOCO ölçüt seti kurallarına göre karşılaştırma kriteri olarak kullanılmıştır. 50, 100 ve 200 boyut için elde ettikleri ortalama hata değerleri Tablo 2'de listelenmiştir. caSSA ve diğer algoritmaların karşılaştırma sonuçları da bu tablonun alt kısmında verilmiştir. caSSA'nın karşılaştırıldığı algoritmalara karşı elde ettiği galibiyet, mağlubiyet ve beraberlik sayıları tablonun altında yer almaktadır. Ayrıca, algoritmaların 19 test fonksiyonunda elde ettikleri ortalama sıralama değeri de yine bu alt kısımda verilmiştir. Bununla birlikte, Tablo 3, Tablo 4 ve Tablo 5'te algoritmaların 50, 100 ve 200 boyut için 25 defa çalıştırma sonucunda elde ettikleri en iyi (min), en kötü (max), ortalama (mean) hata değerleri ile standart sapmaları (std) listelenmiştir.

Algoritmaları, 50 boyut ortalama hata sonuçları algoritmaların Tablo 2'deki 50 boyut sütununda verilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, caSSA elde ettiği 1.16'lık ortalama sıralama değerine göre diğer algoritmaların önünde yer almıştır. SSA'ya karşı 16 galibiyet 3 mağlubiyet, ESSA ve CISSA'ya karşı ise 19 test fonksiyonun tamamında galibiyet elde etmiştir.

100 boyut ortalama hata sonuçları da Tablo 2'de 100 boyut sütununda listelenmiştir. Önerilen algoritma, Orijinal SSA'nın 16 test fonksiyonda önünde yer alırken 3 test fonksiyonda Orijinal SSA'nın gerisinde kalmıştır. Buna karşın, caSSA ESSA ve CISSA'ya karşı yine 19 tane test fonksiyonunda galibiyet elde etmiştir.

Yapılan son deney 200 boyut deneyleridir ve sonuçları Tablo 2'nin 200 boyut sütununda görülmektedir. Tablodaki sonuçlara göre boyut arttıkça algoritmaların sıralamaları değişmemiş ilk sırada yine önerilen algoritma yer almıştır. Önerilen algoritma Orijinal SSA'dan 16, ESSA ve CISSA'dan 19 test fonksiyonunda daha iyi sonuçlar elde etmiştir.

Tablo 1. SOCO ölçüt setinde yer alan problemler ve özellikleri

Id	İsim	Aralık	Ayrılabilir	Uni/Multi
F01	Shifted Sphere Function	[-100, 100]	Y	U
F02	Shifted Schwefel's Problem 2.21	[-100, 100]	N	U
F03	Shifted Rosenbrock's Function	[-100, 100]	N	M
F04	Shifted Rastrigin's Function	[-5, 5]	Y	M
F05	Shifted Griewank's Function	[-600, 600]	N	M
F06	Shifted Ackley's Function	[-32, 32]	Y	M
F07	Schwefel's Problem 2.22	[-10,10]	Y	U
F08	Schwefel's Problem 1.2	[-65.536, 65.536]	N	U
F09	Extended f10	[-100, 100]	N	U
F10	Bohachevsky	[-15, 15]	N	U
F11	Schaffer	[-100, 100]	N	U
F12	Hybrid f9 & f1 (25%, 75%)	[-100, 100]	N	M
F13	Hybrid f9 & f3 (25%, 75%)	[-100, 100]	N	M
F14	Hybrid f9 & f4 (25%, 75%)	[-5, 5]	N	M
F15	Hybrid f10 & f7 (25%, 75%)	[-10,10]	N	M
F16	Hybrid f9 & f1 (50%, 50%)	[-100, 100]	N	M
F17	Hybrid f9 & f3 (75%, 25%)	[-100, 100]	N	M
F18	Hybrid f9 & f4 (75%, 25%)	[-5, 5]	N	M
F19	Hybrid f10 & f7 (75%, 25%)	[-10,10]	N	M

caSSA'nın sonuçları deneydeki algoritmalar ile Wilcoxon Signed Rank testi kullanılarak incelenmiştir. Yapılan testler 0.05 anlamlılık düzeyinde incelenmiştir ve sonuç tablolarının p-değeri satırında verilmiştir. Tablo 2'deki değerler incelendiğinde caSSA'nın karşılaştırıldığı algoritmalarından istatistiksel olarak daha iyi olduğu söylenebilir

Deneylerin hepsi göz önüne alınarak değerlendirme yapılırsa boyut arttıkça da caSSA'nın diğer üç algoritmanın önünde yer aldığı görülmektedir. Buna göre önerilen caSSA, problemin boyutu büyükçe de performansını koruduğu söylenebilir.

VI. SONUC

Son dönem sürü zekâsı algoritmalarından Salp Sürü Algoritması çözdüğü problemin türüne göre performansı değişkenlik göstermektedir. Problem türleri zorlaştıkça SSA algoritmasının performansı da kötüleşebilmektedir. Basit yapılı bu algoritmanın başarısını etkileyen en önemli etken sahip olduğu pozisyon güncelleme denklemdir. Bu çalışmada, algoritma SSA algoritmasının performansını iyileştirmek için yeni bir varyant önerilmiştir. Orijinal SSA algoritmasına Cauchy dağılım temelli pozisyon güncelleme denklemi eklenerek algoritmanın arama yetenekleri güçlendirilmeye çalışılmıştır. Yapılan iyileştirmenin performansa olan katkısını incelemek için SOCO olarak bilenen Soft Computing dergisine ait ölçek seti kullanılmıştır. Önerilen algoritmanın elde ettiği sonuçlar Orijinal SSA ve iki tane SSA varyantı ile karşılaştırılmıştır. Deneylerden elde edilen sonuçlara göre Cauchy dağılımın algoritmaya eklenmesi ile algoritma sonuçlarında iyileşmeler meydana gelmiştir. Karşılaştırmalar 50, 100 ve 200 boyut için yapılarak caSSA'nın ölçeklenebilirlik yetenekleri de araştırılmıştır. Buna göre, caSSA algoritması, problem boyutu büyükçe de karşılaştırıldığı

algoritmalarından daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Yani algoritmaların sıralamaları değişmemiştir. İlerleyen çalışmalarda, caSSA literatürdeki başka meta-sezgisel algoritmalar ile karşılaştırılabilir. Ayrıca, gerçek dünya problemlerinin çözümünde kullanılarak başarısı araştırılabilir.

Tablo 2. Algoritmaların 50, 100 ve 200 boyut için elde ettiği ortanca (median) hata değerleridir. Tablonun alt bölümünde algoritmaların ortalama sıralama değeri, önerilen algoritmanı diğer algoritmalar karşı elde ettiği galibiyet, mağlubiyet ve beraberlik sayıları yer almaktadır.

id	CaSSA			SSA			ESSA			CISSA		
	50	100	200	50	100	200	50	100	200	50	100	200
F01	1,005E-07	4,957E-07	3,601E-06	1,083E-08	4,612E-08	1,770E-07	1,843E-02	1,462E-01	4,558E-01	7,000E-02	2,848E-01	1,124E+00
F02	6,342E+00	3,387E+01	5,973E+01	1,376E+01	5,583E+01	7,754E+01	4,956E+01	6,291E+01	7,873E+01	7,964E+00	4,941E+01	6,978E+01
F03	4,557E+01	4,108E+02	4,023E+02	4,632E+01	5,217E+02	4,262E+02	7,556E+03	2,700E+03	3,861E+03	7,936E+01	1,206E+03	1,189E+03
F04	4,079E+01	9,182E+01	1,871E+02	1,821E+02	4,445E+02	1,329E+03	3,831E+02	7,680E+02	1,546E+03	2,258E+02	7,215E+02	1,685E+03
F05	2,275E-07	6,577E-07	1,960E-06	3,688E-08	1,006E-07	2,782E-07	1,980E-01	2,068E-01	3,496E-01	1,508E-01	2,988E-01	5,437E-01
F06	5,489E-05	9,561E-05	1,693E-04	1,374E+00	2,201E+00	3,386E+00	1,585E+01	1,862E+01	1,899E+01	1,811E+00	3,161E+00	1,933E+01
F07	2,226E-04	7,296E-04	2,533E-03	7,720E+00	2,868E+01	7,834E+01	1,751E+01	6,500E+01	4,731E+02	2,962E-01	6,755E+00	1,355E+02
F08	7,211E-03	1,106E+02	4,464E+03	3,256E-06	1,765E+00	9,576E+02	2,156E+03	8,751E+03	3,496E+04	9,534E+00	6,723E+02	1,060E+04
F09	1,651E+02	3,673E+02	8,489E+02	2,125E+02	5,540E+02	1,224E+03	3,080E+02	5,953E+02	1,233E+03	2,829E+02	6,111E+02	1,238E+03
F10	1,490E-07	8,518E-07	5,017E-06	1,366E+01	4,154E+01	1,039E+02	3,687E+01	7,689E+01	1,651E+02	1,791E+01	3,809E+01	7,783E+01
F11	1,642E+02	4,014E+02	8,794E+02	2,119E+02	5,396E+02	1,209E+03	2,932E+02	6,146E+02	1,249E+03	2,678E+02	6,384E+02	1,254E+03
F12	6,461E+01	1,500E+02	3,048E+02	9,799E+01	2,121E+02	4,279E+02	1,026E+02	2,234E+02	4,411E+02	1,096E+02	2,260E+02	4,526E+02
F13	1,287E+02	2,714E+02	8,691E+02	1,506E+02	3,145E+02	1,065E+03	6,589E+04	4,649E+03	4,699E+03	1,935E+02	4,419E+02	2,216E+03
F14	4,299E+01	9,168E+01	1,756E+02	1,579E+02	3,638E+02	9,684E+02	2,563E+02	5,787E+02	1,195E+03	1,616E+02	6,153E+02	1,362E+03
F15	5,786E-04	1,455E-03	3,884E-03	2,689E+01	7,633E+01	1,779E+02	6,292E+01	1,454E+02	4,967E+02	2,929E+01	7,832E+01	1,967E+02
F16	1,568E+02	2,931E+02	5,684E+02	2,048E+02	4,173E+02	8,397E+02	2,000E+02	4,302E+02	8,798E+02	2,246E+02	4,614E+02	9,228E+02
F17	3,140E+02	5,751E+02	1,165E+03	3,531E+02	7,100E+02	1,356E+03	9,976E+02	1,387E+03	1,682E+03	6,686E+02	1,299E+03	1,947E+03
F18	5,538E+01	1,053E+02	2,033E+02	9,518E+01	2,018E+02	4,720E+02	8,442E+01	2,117E+02	4,746E+02	9,506E+01	2,970E+02	6,701E+02
F19	3,265E-04	9,557E-04	2,656E-03	1,693E+01	5,008E+01	1,235E+02	4,418E+01	9,142E+01	2,001E+02	2,615E+01	6,753E+01	1,475E+02
Boyut	CaSSA-50d	caSSA-100d	caSSA-200d	SSA-50d	SSA-100d	SSA-200d	ESSA-50d	ESSA-100d	ESSA-200d	CISSA-50d	CISSA-100d	CISSA-200d
Ort. Sıra.	1,16	1,16	1,16	2,11	2,00	1,95	3,68	3,58	3,42	3,05	3,26	3,47
Galibiyet				16	16	16	19	19	19	19	19	19
Mağlubiyet				3	3	3	0	0	0	0	0	0
Beraberlik				0	0	0	0	0	0	0	0	0
P-değeri				0.00034	0.00128	0.00328	0.00014	0.00014	0.00014	0.00014	0.00014	0.00014

Tablo 3. Algoritmaların 50 boyut için elde ettiği standart sapma (std), minimum (min), maksimum (max) ve ortalama (mean) hata değerleri

id	caSSA				SSA				ESSA				CISSA			
	min	max	std	mean	min	max	std	mean	min	max	std	mean	min	max	std	mean
F01	5,59E-08	1,34E-07	1,95E-08	9,62E-08	7,86E-09	1,57E-08	2,25E-09	1,13E-08	4,18E-03	3,52E-01	8,24E-02	5,97E-02	4,28E-02	8,56E-02	9,89E-03	6,97E-02
F02	1,96E+00	2,65E+01	6,19E+00	7,95E+00	4,79E+00	4,31E+01	8,68E+00	1,55E+01	3,29E+01	5,68E+01	5,55E+00	4,86E+01	2,28E+00	2,60E+01	6,64E+00	1,06E+01
F03	3,97E+01	9,97E+02	2,47E+02	1,41E+02	4,21E+01	1,95E+03	3,97E+02	1,96E+02	3,51E+02	4,99E+05	1,17E+05	6,46E+04	5,16E+01	8,08E+03	2,86E+03	1,53E+03
F04	2,49E+01	6,96E+01	1,05E+01	4,28E+01	1,31E+02	2,78E+02	4,38E+01	1,93E+02	2,30E+02	4,70E+02	5,84E+01	3,80E+02	1,09E+02	3,71E+02	6,93E+01	2,24E+02
F05	1,23E-07	3,94E-02	1,03E-02	5,12E-03	1,90E-08	2,46E-02	7,71E-03	5,71E-03	4,92E-02	5,57E-01	1,27E-01	2,26E-01	9,97E-02	1,93E-01	2,49E-02	1,49E-01
F06	4,11E-05	1,99E+01	5,38E+00	1,59E+00	1,57E-05	2,00E+01	5,11E+00	2,60E+00	1,07E+01	1,91E+01	2,43E+00	1,59E+01	5,42E-02	1,94E+01	3,54E+00	2,39E+00
F07	1,76E-04	3,38E-04	3,44E-05	2,22E-04	1,20E+00	1,53E+02	3,52E+01	1,81E+01	8,65E+00	4,52E+01	8,49E+00	1,91E+01	1,84E-01	1,12E+01	2,30E+00	1,22E+00
F08	1,53E-03	4,03E-02	1,03E-02	1,07E-02	1,75E-06	4,69E-06	8,09E-07	3,12E-06	1,10E+03	3,50E+03	5,43E+02	2,11E+03	5,92E+00	1,47E+01	2,19E+00	9,88E+00
F09	9,08E+01	2,48E+02	3,96E+01	1,66E+02	1,46E+02	3,05E+02	4,03E+01	2,18E+02	2,81E+02	3,35E+02	1,48E+01	3,07E+02	2,13E+02	3,05E+02	2,58E+01	2,75E+02
F10	9,18E-08	1,05E+00	2,47E-01	1,10E-01	5,25E+00	2,16E+01	3,60E+00	1,49E+01	2,68E+01	5,66E+01	7,51E+00	3,88E+01	9,52E+00	2,36E+01	3,89E+00	1,71E+01
F11	1,14E+02	2,20E+02	2,90E+01	1,64E+02	1,41E+02	2,81E+02	3,70E+01	2,15E+02	2,65E+02	3,14E+02	1,14E+01	2,94E+02	2,19E+02	3,17E+02	2,23E+01	2,65E+02
F12	3,06E+01	1,02E+02	1,71E+01	6,49E+01	7,23E+01	1,17E+02	1,08E+01	9,83E+01	8,24E+01	1,28E+02	1,22E+01	1,04E+02	8,63E+01	1,26E+02	1,08E+01	1,08E+02
F13	1,14E+02	1,85E+02	1,49E+01	1,31E+02	1,22E+02	2,19E+02	2,04E+01	1,52E+02	2,13E+02	7,27E+05	1,93E+05	1,57E+05	1,51E+02	5,05E+02	6,62E+01	2,07E+02
F14	2,88E+01	6,06E+01	8,10E+00	4,48E+01	7,15E+01	3,12E+02	4,51E+01	1,57E+02	1,82E+02	3,64E+02	4,09E+01	2,62E+02	1,10E+02	3,79E+02	6,89E+01	1,92E+02
F15	3,53E-04	1,06E-03	1,57E-04	5,84E-04	1,06E+01	5,55E+01	1,16E+01	2,92E+01	4,30E+01	7,65E+01	9,94E+00	6,13E+01	1,16E+01	9,02E+02	1,71E+02	6,72E+01
F16	9,88E+01	1,87E+02	1,85E+01	1,56E+02	1,71E+02	2,39E+02	1,65E+01	2,05E+02	1,44E+02	2,40E+02	2,22E+01	2,03E+02	1,80E+02	2,57E+02	1,51E+01	2,24E+02
F17	2,38E+02	1,33E+03	2,97E+02	4,59E+02	2,85E+02	1,79E+03	3,98E+02	5,40E+02	3,47E+02	1,06E+04	2,71E+03	2,10E+03	4,07E+02	1,16E+04	3,92E+03	3,34E+03
F18	4,33E+01	6,90E+01	6,93E+00	5,49E+01	7,21E+01	1,16E+02	9,68E+00	9,43E+01	5,51E+01	1,13E+02	1,65E+01	8,24E+01	7,22E+01	1,53E+02	2,17E+01	9,78E+01
F19	1,43E-04	5,91E-04	1,08E-04	3,19E-04	8,44E+00	2,62E+01	5,21E+00	1,68E+01	3,55E+01	5,32E+01	4,58E+00	4,53E+01	1,61E+01	4,84E+01	7,68E+00	2,78E+01

Tablo 4. Algoritmaların 100 boyut için elde ettiği standart sapma (std), minimum (min), maksimum (max) ve ortalama (mean) hata değerleri

id	caSSA				SSA				ESSA				CISSA			
	min	max	std	mean	min	max	std	mean	min	max	std	mean	min	max	std	mean
F01	3,43E-07	6,36E-07	7,96E-08	5,02E-07	3,51E-08	5,93E-08	6,39E-09	4,65E-08	1,84E-02	1,44E+00	3,21E-01	2,57E-01	2,25E-01	3,61E-01	3,00E-02	2,82E-01
F02	2,35E+01	4,35E+01	5,27E+00	3,34E+01	4,32E+01	6,53E+01	5,61E+00	5,49E+01	5,62E+01	7,53E+01	4,34E+00	6,32E+01	4,03E+01	6,06E+01	5,60E+00	4,99E+01
F03	9,51E+01	1,14E+04	3,33E+03	1,84E+03	9,31E+01	1,25E+04	3,93E+03	2,52E+03	7,07E+02	1,89E+04	4,84E+03	4,75E+03	1,26E+02	1,73E+04	5,86E+03	5,05E+03
F04	5,57E+01	1,23E+02	1,53E+01	9,01E+01	3,28E+02	7,11E+02	9,23E+01	4,62E+02	6,44E+02	9,13E+02	7,91E+01	7,69E+02	4,42E+02	1,06E+03	1,41E+02	7,07E+02
F05	4,61E-07	1,97E-02	6,00E-03	4,44E-03	7,14E-08	1,97E-02	5,21E-03	2,66E-03	9,08E-02	4,74E-01	1,00E-01	2,39E-01	2,15E-01	3,72E-01	4,01E-02	2,97E-01
F06	8,70E-05	1,96E+01	5,31E+00	1,57E+00	1,56E+00	1,95E+01	3,42E+00	2,84E+00	1,46E+01	1,92E+01	1,00E+00	1,84E+01	1,86E+00	1,94E+01	8,16E+00	9,30E+00
F07	6,10E-04	9,01E-04	6,56E-05	7,37E-04	4,39E+00	9,29E+01	1,71E+01	3,06E+01	3,41E+01	2,29E+02	7,02E+01	1,04E+02	8,86E-01	7,99E+05	1,56E+05	3,20E+04
F08	4,81E+01	4,18E+02	7,16E+01	1,30E+02	5,69E-01	3,47E+00	8,13E-01	1,80E+00	6,30E+03	1,15E+04	1,57E+03	8,78E+03	5,11E+02	9,38E+02	1,15E+02	7,08E+02
F09	2,89E+02	4,96E+02	4,99E+01	3,74E+02	4,49E+02	6,46E+02	5,02E+01	5,54E+02	5,60E+02	6,35E+02	1,68E+01	5,98E+02	5,34E+02	6,56E+02	3,09E+01	6,07E+02
F10	5,07E-07	1,05E+00	2,32E-01	7,73E-02	2,89E+01	5,40E+01	5,92E+00	4,14E+01	6,41E+01	9,98E+01	8,46E+00	7,82E+01	2,87E+01	5,32E+01	4,50E+00	3,85E+01
F11	3,36E+02	4,64E+02	3,43E+01	4,05E+02	4,55E+02	6,70E+02	5,51E+01	5,47E+02	5,77E+02	6,56E+02	1,89E+01	6,14E+02	5,37E+02	6,88E+02	3,33E+01	6,35E+02
F12	8,58E+01	1,83E+02	2,64E+01	1,46E+02	1,80E+02	2,50E+02	1,49E+01	2,11E+02	1,67E+02	2,58E+02	2,21E+01	2,21E+02	2,05E+02	2,57E+02	1,31E+01	2,26E+02
F13	2,46E+02	8,06E+02	1,08E+02	3,03E+02	2,38E+02	4,75E+02	4,16E+01	3,18E+02	4,12E+02	1,97E+05	3,94E+04	1,65E+04	3,68E+02	5,22E+03	9,42E+02	6,65E+02
F14	7,19E+01	1,13E+02	1,07E+01	9,19E+01	2,55E+02	5,33E+02	6,47E+01	3,73E+02	5,08E+02	7,19E+02	5,11E+01	5,86E+02	2,64E+02	8,39E+02	1,52E+02	5,90E+02
F15	1,15E-03	1,95E-03	1,95E-04	1,46E-03	4,71E+01	1,66E+03	3,22E+02	1,70E+02	1,02E+02	1,61E+02	1,52E+01	1,40E+02	4,19E+01	2,74E+03	6,00E+02	2,93E+02
F16	2,52E+02	3,25E+02	2,11E+01	2,90E+02	3,78E+02	4,50E+02	1,88E+01	4,16E+02	3,77E+02	4,75E+02	2,54E+01	4,29E+02	4,17E+02	5,03E+02	2,38E+01	4,61E+02
F17	4,84E+02	7,22E+02	5,93E+01	5,85E+02	5,91E+02	7,47E+03	1,99E+03	1,77E+03	7,94E+02	9,53E+03	2,32E+03	2,47E+03	8,75E+02	1,25E+04	3,69E+03	3,46E+03
F18	8,11E+01	1,20E+02	1,00E+01	1,02E+02	1,63E+02	2,46E+02	2,13E+01	2,03E+02	1,46E+02	2,70E+02	3,27E+01	2,10E+02	1,65E+02	3,48E+02	4,76E+01	2,86E+02
F19	4,35E-04	1,35E-03	1,98E-04	9,17E-04	3,38E+01	6,62E+01	7,98E+00	5,00E+01	7,60E+01	1,24E+02	1,30E+01	9,41E+01	5,22E+01	9,70E+02	1,77E+02	1,06E+02

Tablo 5. Algoritmaların 200 boyut için elde ettiği standart sapma (std), minimum (min), maksimum (max) ve ortalama (mean) hata değerleri

id	caSSA				SSA				ESSA				CISSA			
	min	max	std	mean	min	max	std	mean	min	max	std	mean	min	max	std	mean
F01	2,92E-06	4,08E-06	2,85E-07	3,55E-06	1,56E-07	2,15E-07	1,75E-08	1,82E-07	1,12E-01	1,13E+00	2,39E-01	4,68E-01	9,99E-01	1,55E+00	1,21E-01	1,15E+00
F02	4,63E+01	6,64E+01	4,94E+00	5,87E+01	6,73E+01	8,73E+01	4,33E+00	7,78E+01	7,29E+01	8,49E+01	3,28E+00	7,80E+01	6,36E+01	7,42E+01	2,37E+00	6,98E+01
F03	1,87E+02	7,99E+03	1,94E+03	1,32E+03	1,89E+02	9,08E+03	2,38E+03	1,27E+03	1,29E+03	4,41E+04	8,41E+03	6,00E+03	3,72E+02	1,21E+04	3,03E+03	2,12E+03
F04	1,46E+02	2,29E+02	1,83E+01	1,83E+02	1,03E+03	1,66E+03	1,71E+02	1,33E+03	1,31E+03	1,68E+03	8,89E+01	1,52E+03	1,51E+03	1,90E+03	8,28E+01	1,68E+03
F05	1,59E-06	9,86E-03	2,37E-03	6,92E-04	2,32E-07	2,22E-02	5,23E-03	2,56E-03	1,98E-01	4,39E-01	6,07E-02	3,44E-01	4,89E-01	6,11E-01	2,88E-02	5,44E-01
F06	1,55E-04	1,93E+01	6,83E+00	2,98E+00	2,78E+00	1,92E+01	5,14E+00	5,23E+00	1,87E+01	1,92E+01	1,25E-01	1,90E+01	3,73E+00	1,94E+01	3,05E+00	1,87E+01
F07	2,33E-03	2,96E-03	1,56E-04	2,56E-03	4,70E+01	5,02E+02	9,82E+01	1,09E+02	4,20E+02	5,06E+02	2,29E+01	4,67E+02	1,15E+01	4,81E+11	9,41E+10	2,01E+10
F08	2,56E+03	6,66E+03	9,30E+02	4,81E+03	6,12E+02	1,42E+03	1,94E+02	9,64E+02	2,81E+04	4,60E+04	4,63E+03	3,50E+04	7,94E+03	1,26E+04	1,22E+03	1,03E+04
F09	7,04E+02	9,61E+02	6,72E+01	8,41E+02	1,12E+03	1,37E+03	6,41E+01	1,22E+03	1,18E+03	1,27E+03	2,04E+01	1,23E+03	1,18E+03	1,27E+03	2,13E+01	1,24E+03
F10	3,38E-06	4,13E-01	1,12E-01	3,30E-02	8,67E+01	1,15E+02	6,40E+00	1,02E+02	1,48E+02	1,86E+02	1,02E+01	1,64E+02	6,31E+01	9,67E+01	8,73E+00	7,92E+01
F11	7,83E+02	9,84E+02	4,56E+01	8,71E+02	1,07E+03	1,31E+03	5,68E+01	1,21E+03	1,22E+03	1,31E+03	2,26E+01	1,25E+03	1,19E+03	1,30E+03	2,67E+01	1,25E+03
F12	2,45E+02	3,78E+02	3,45E+01	3,03E+02	3,79E+02	4,57E+02	2,16E+01	4,25E+02	3,96E+02	4,82E+02	2,28E+01	4,39E+02	4,08E+02	4,95E+02	2,34E+01	4,53E+02
F13	5,37E+02	8,62E+03	2,09E+03	1,89E+03	5,91E+02	1,19E+04	3,53E+03	3,28E+03	8,66E+02	1,22E+04	3,73E+03	5,46E+03	8,83E+02	1,38E+04	3,64E+03	3,72E+03
F14	1,53E+02	2,09E+02	1,42E+01	1,77E+02	7,81E+02	1,49E+03	1,62E+02	1,00E+03	1,02E+03	1,33E+03	7,15E+01	1,19E+03	1,20E+03	1,46E+03	6,23E+01	1,36E+03
F15	2,86E-03	4,75E-03	4,23E-04	3,86E-03	1,48E+02	1,18E+03	1,97E+02	2,20E+02	2,79E+02	1,94E+03	5,61E+02	7,78E+02	1,43E+02	1,84E+12	3,61E+11	7,38E+10
F16	4,69E+02	6,63E+02	5,35E+01	5,69E+02	7,80E+02	9,08E+02	3,12E+01	8,35E+02	8,04E+02	9,63E+02	3,05E+01	8,82E+02	8,73E+02	9,63E+02	2,51E+01	9,22E+02
F17	1,05E+03	1,82E+03	1,43E+02	1,18E+03	1,26E+03	2,20E+03	2,21E+02	1,44E+03	1,35E+03	2,28E+03	2,44E+02	1,71E+03	1,80E+03	8,92E+03	1,37E+03	2,27E+03
F18	1,66E+02	2,31E+02	1,83E+01	1,99E+02	4,00E+02	5,12E+02	3,14E+01	4,66E+02	4,16E+02	5,83E+02	4,24E+01	4,81E+02	5,57E+02	7,19E+02	3,57E+01	6,61E+02
F19	1,47E-03	1,05E+00	2,27E-01	7,69E-02	1,04E+02	1,63E+02	1,23E+01	1,25E+02	1,83E+02	2,72E+02	1,97E+01	2,07E+02	1,19E+02	1,86E+02	1,64E+01	1,50E+02

VII. KAYNAKLAR

- [1] E.-G. Talbi, "Population-based metaheuristics," in *Metaheuristics*, 1st ed., vol. 74, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, 2009, ss. 240-252.
- [2] X. Yang, "Metaheuristic methods," in *Introduction to Mathematical Optimization*, 1st ed., Cambridge, United Kingdom: Cambridge International Science Publishing, 2008, ss. 87-120
- [3] X.-S. Yang, S. Deb, Y.-X. Zhao, S. Fong, ve X. He, "Swarm intelligence: past, present and future," *Soft Computing*, c. 22, s. 18, ss. 5923–5933, 2017.
- [4] R. Poli, J. Kennedy, and T. Blackwell, "Particle swarm optimization," *Swarm Intelligence*, c. 1, s. 1, ss. 33–57, 2007.
- [5] D. Karaboga, "An idea based on honey bee swarm for numerical optimization," Erciyes University Engineering Faculty Computer Engineering Department, Turkey, Technical Report-tr06, 2005.
- [6] X.-S. Yang, "Swarm Optimization," in *Nature-inspired Metaheuristic Algorithms*, 2nd ed., Beckington, UK: Luniver press, 2010, ss. 63-69.
- [7] A. H. Gandomi, X. S. Yang, ve A. H. Alavi, "Cuckoo search algorithm: A metaheuristic approach to solve structural optimization problems," *Eng. Comput.*, c. 29, s. 1, ss. 17–35, 2013.
- [8] S. Mirjalili, A. H. Gandomi, S. Z. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris, ve S. M. Mirjalili, "Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems," *Adv. Eng. Softw.*, c. 114, ss. 163–191, 2017.
- [9] A. Abbassi *et al.*, "Parameters identification of photovoltaic cell models using enhanced exploratory salp chains-based approach," *Energy*, c. 198, ss. 117333, 2020.
- [10] M. H. Qais, H. M. Hasanien, ve S. Alghuwainem, "Enhanced salp swarm algorithm: Application to variable speed wind generators," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, c. 80, s. January, ss. 82–96, 2019.
- [11] B. Bentouati, M. S. Javaid, H. R. E. H. Bouchekara, ve A. A. El-Fergany, "Optimizing performance attributes of electric power systems using chaotic salp swarm optimizer," *Int. J. Manag. Sci. Eng. Manag.*, c. 15, s. 3, ss. 165-175, 2020.
- [12] H. Faris, S. Mirjalili, I. Aljarah, M. Mafarja, ve A. A. Heidari, "Salp swarm algorithm: Theory, literature review, and application in extreme learning machines," *Nature-inspired optimizers*, ss. 185–199, 2020.
- [13] L. Abualigah, M. Shehab, M. Alshinwan, ve H. Alabool, "Salp swarm algorithm: a comprehensive survey," *Neural Comput. Appl.*, c. 32, s.15, ss. 11195-11215, 2020.
- [14] M. A. Syed ve R. Syed, "Weighted Salp Swarm Algorithm and its applications towards optimal sensor deployment," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, c. 34, s. 4, ss. 1285–1295, 2022.
- [15] G. Yavuz, "Diversified Position Update Equation-Based SSA with Refreshing-Gap Strategy for global optimization," *J. Comput. Sci.*, c. 60, ss. 101597, 2022.
- [16] S. Kassaymeh, M. Al-Laham, M. A. Al-Betar, M. Alweshah, S. Abdullah, ve S. N.

Makhadmeh, “Backpropagation Neural Network optimization and software defect estimation modelling using a hybrid Salp Swarm optimizer-based Simulated Annealing Algorithm,” *Knowledge-Based Syst.*, c. 244, ss. 108511, 2022.

[17] H. Zhang et al., “A multi-strategy enhanced salp swarm algorithm for global optimization,” *Eng. Comput.*, s. 0123456789, 2020.

[18] M. Tubishat, N. Idris, L. Shuib, M. A. M. Abushariah, ve S. Mirjalili, “Improved Salp Swarm Algorithm based on opposition based learning and novel local search algorithm for feature selection,” *Expert Syst. Appl.*, c. 145, ss 113122, 2020.

[19] X. Zhao, F. Yang, Y. Han, ve Y. Cui, “An Opposition-Based Chaotic Salp Swarm Algorithm for Global Optimization,” *IEEE Access*, c. 8, ss. 36485–36501, 2020.

[20] S. K. Majhi, A. Mishra, ve R. Pradhan, “A chaotic salp swarm algorithm based on quadratic integrate and fire neural model for function optimization,” *Prog. Artif. Intell.*, c. 8, s. 3, ss. 343–358, 2019.

[21] G. I. Sayed, G. Khoriba, ve M. H. Haggag, “A novel chaotic salp swarm algorithm for global optimization and feature selection,” *Appl. Intell.*, c. 48, s. 10, ss. 3462–3481, 2018.

[22] Y. Xu, H. Chen, J. Luo, Q. Zhang, S. Jiao, ve X. Zhang, “Enhanced Moth-flame optimizer with mutation strategy for global optimization,” *Information Sciences*, c. 492, ss. 181–203, 2019.

[23] G. G. Wang, S. Deb, A. H. Gandomi, ve A. H. Alavi, “Opposition-based krill herd algorithm with Cauchy mutation and position clamping,” *Neurocomputing*, c. 177, ss. 147–157, 2016.

[24] T. J. Choi ve C. W. Ahn, “An improved LSHADE-RSP algorithm with the Cauchy perturbation: iLSHADE-RSP,” *Knowledge-Based Syst.*, c. 215, ss. 106628, 2021.

[25] S. Mirjalili, A. H. Gandomi, S. Z. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris, and S. M. Mirjalili, “Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems,” *Adv. Eng. Softw.*, c. 114, ss. 163–191, 2017.

[26] F. Miao, L. Yao, ve X. Zhao, “Symbiotic organisms search algorithm using random walk and adaptive Cauchy mutation on the feature selection of sleep staging,” *Expert Syst. Appl.*, c. 176, s. March, ss. 114887, 2021.

[27] M. Lozano, D. Molina, ve F. Herrera, “Editorial scalability of evolutionary algorithms and other metaheuristics for large-scale continuous optimization problems,” *Soft Computing*, c. 15, s. 11, ss. 2085–2087, 2010.

[28] B. Ma, H. Ni, X. Zhu, ve R. Zhao, “A Comprehensive Improved Salp Swarm Algorithm on Redundant Container Deployment Problem,” *IEEE Access*, c. 7, ss. 136452–136470, 2019.

[29] Y. Yin, Q. Tu, ve X. Chen, “Enhanced Salp Swarm Algorithm based on random walk and its application to training feedforward neural networks,” *Soft Computing*, c. 24, s. 19, ss. 14791–14807, 2020.