

Global Optimizasyon İçin Sürü Tabanlı Bir Yaklaşım: Salp Sürü Algoritması

Harun BİNGÖL^{1*}, Muhammed YILDIRIM²

¹Yazılım Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Fırat Üniversitesi, Elazığ, Türkiye

²Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Fırat Üniversitesi, Elazığ, Türkiye

*171137201@firat.edu.tr, ²171129205@firat.edu.tr

(Geliş/Received: 26/01/2021;

Kabul/Accepted: 01/02/2021)

Öz: Metasezgisel optimizasyon algoritmaları doğadaki canlıların beslenme, hareket etme ve birlikte yaşama gibi olaylarından esinlenerek, yani doğayı taklit ederek en iyi sonuca ulaşmaya çalışmaktadırlar. Metasezgisel optimizasyon yöntemleri taklit ettikleri doğa olayına göre gruplandırılmaktadır. Işık, fizik, biyoloji, sürü, müzik, spor, kimya, bitki tabanlı çeşitleri mevcuttur. Salp sürü algoritması (SSA) sürü tabanlı bir yaklaşımdır. Salp'ların okyanus içerisinde besin arama ve hareket etme olaylarından esinlenilerek geliştirilmiştir. Bu çalışmada SSA, kalite test fonksiyonları üzerinde denenip, başarımı ise spor tabanlı bir metasezgisel optimizasyon algoritması olan Lig şampiyonası algoritması (LŞA) ile kıyaslanmıştır. SSA rastrigin ve griewank kalite test fonksiyonlarında LŞA'ya göre global minimuma daha iyi yakınsamıştır. Buna karşın SSA sphere, rosenbrock ve ackley kalite test fonksiyonlarında LŞA'ya göre global minimuma daha kötü yakınsamaktadır. SSA, deneyler esnasında kullanılan bütün kalite testlerinde LŞA'ya göre daha iyi sonuç çıkarmamasına rağmen, rekabetçi bir algoritma olduğunu kanıtlamıştır.

Anahtar kelimeler: Metasezgisel algoritmalar, salp sürü algoritması, lig şampiyonası algoritması, optimizasyon.

A Swarm-Based Approach to Global Optimization: Salp Swarm Algorithm

Abstract: Metaheuristic optimization algorithms try to reach the best result by imitating nature, inspired by the events such as feeding, moving and living together in nature. Meta heuristic optimization methods are grouped according to the nature event they imitate. Light, physics, biology, swarm, music, sports, chemistry, plant-based varieties are available. Salp swarm algorithm (SSA) is a swarm-based approach. SSA was developed by inspiring Salps in ocean, food exploration and movement. In this paper, SSA was tested on the benchmark test functions and the performance was compared with the league championship algorithm (LCA), which is a sport based meta-heuristic optimization algorithm. SSA converged better to global minimum in the rastrigin and griewank benchmark functions than LCA. On the other hand, SSA converges worse to the global minimum in sphere, rosenbrock and ackley benchmark functions than LCA. Although SSA cannot get better results than LCA in all quality tests used during the experiments, it has proven to be a competitive algorithm.

Key words: Metaheuristic algorithms, salp swarm algorithm, league championship algorithm, optimization.

1. Giriş

Metasezgisel yöntemler, arama uzayı içerisinde birçok yerel optimum bulduran karmaşık mühendislik problemlerini etkili, esnek ve yerel optimuma takılmadan, global optimuma yakınsayarak çözmektedirler. Metasezgisel yöntemler mühendislikten sağlığa, havacılıktan endüstriye kadar birçok alanda kullanılmaktadır. Yalnız her metasezgisel yöntem matematiksel modeli çıkartılması zor olan bütün problemlerin hepsinde iyi sonuç vermesi beklenemez. Metasezgisel algoritmaların başarımı problem tipine göre değişiklik göstermektedir. Yani bir problemde iyi sonuç veren bir algoritma başka bir problem için uygun olmayabilir. Bu sebepten ötürü, yıllardan beri bilim insanları sürekli olarak doğayı incelemekte, özel problemler için daha iyi sonuç üretecek bir metasezgisel algoritma arayışında olmaktadır. Ancak esinlenen doğal fenomen olarak sadece hayvan toplulukları değil ayrıca ışık tabanlı algoritmalarda yaygındır ki Optik İlham Optimizasyon (OIO) buna bir örnektir [11, 12]. Metasezgisel yöntemler, evrimsel ve sürü zekası teknikleri olarak genel itibari ile iki ana grup altında bulunmaktadır ve bu algoritmaların melez versiyonları da mevcuttur. Evrimsel algoritmalar genellikle doğadaki

evrimsel konsepti taklit ederler [1]. Bunlardan en ünlü olanı Genetik algoritmadır [2]. Evrimdeki Darwin Teorisinden esinlenilmiştir. Genetik algoritmanın yanı sıra Diferansiyel Evrim [3] ve Evrimsel programlama [4] da bu gruba örnek teşkil etmektedir. Sürü zekası teknikleri ise doğada var olan canlıların sürü içindeki zeki davranışlarından esinlenilmiştir. Karınca Koloni Algoritması[5] ve Parçacık Sürü Algoritmaları[6] bu teknikte de en popüler olan algoritmalarındandır. Salp sürü algoritması (SSA) Seyedali Mirjalili ve arkadaşları [1] tarafından önerilmiştir. Salp canlısı Şekil 1’de görülmektedir. Salp zinciri ise okyanus derinliklerinde genellikle bir zincirin halkaları gibi Şekil 2’de görüldüğü gibi dizilerek bir arada yaşamaktadır. Bu davranışın sebebi henüz tam olarak net olmasa da bazı bilim adamları bunun hızlı koordineli değişiklikler ve avlanma için yapıldığına inanmaktadır. SSA salp zincirine ait popülasyon, lider ve takipçiler olarak iki gruba ayrılmaktadır[1]. Lider zincirin en önündeki salp canlısı iken zincirdeki geri kalan salp canlıları takipçilerdir. Bu çalışmada, SSA’nın başarımını test etmek amacıyla kullanılan spor tabanlı sezgisel optimizasyon algoritması Lig Şampiyonası Algoritması (LŞA) ‘nın akış diyagramı Şekil 4’te ve sözde kodu Şekil 5’te gösterilmiştir. LŞA, yapay bir ligde oynayan yapay takımlardan oluşan bir turnuvayı taklit etmektedir[8]. Literatürde LŞA algoritmasının çeşitli teknikler kullanılarak iyileştirilmiş versiyonları mevcuttur. Bu iyileştirme yöntemlerinden bir tanesi algoritma içinde yer alan rassal değişkenler yerine kaotik haritalar kullanmaktır [9]. LŞA’nın da kaotik versiyonu mevcuttur ve bu algoritmada Kaotik LŞA’dır [10]. Ancak deneylerimiz esnasında standart LŞA algoritması ile karşılaştırma yapılmıştır.

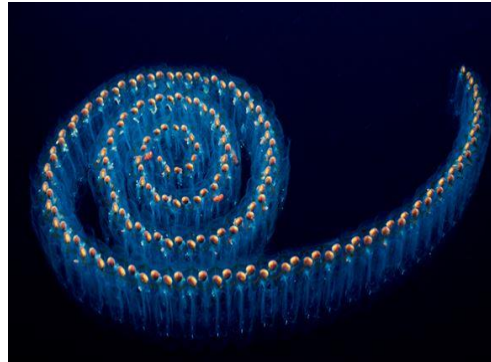
Bu çalışmada sürü optimizasyon algoritmalarının en yenilerinden biri olan Salp Sürü Algoritması (SSA) detaylı olarak incelenmiştir. Ayrıca SSA’nın performansı, popüler metasezgisel algoritmalarından LŞA ile tek modlu ve çok modlu kalite testi fonksiyonlarıyla ilk kez karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bu makalenin organizasyonu şu şekilde yapılmaktadır. Bölüm 2’de SSA’nın matematiksel modeli oluşturulmakta ve algoritmaya ait sözde kod verilmektedir. Bölüm 3’te LŞA algoritmasına ait akış diyagramı ve sözde kodu verilerek algoritmasının modellenmesi detaylı bir şekilde açıklanmaktadır. Bölüm 4’te deneyler esnasında kullanılan tek modlu ve çok modlu kalite testi fonksiyonları gösterilmektedir. Bölüm 5’te algoritmaların deneysel sonuçları karşılaştırmalı olarak verilmektedir. Son olarak Bölüm 6’da algoritmaların başarımları üzerine yorumlar gerçekleştirilmekte ve gelecekte yapılabilecek uygulamalar hakkında bilgi verilmektedir.

2. Salp Sürü Algoritması

Sürü zekası merkezi bir kontrol sistemi olmayan, doğal ya da yapay olarak kendi kendini organize eden sistemlerin gösterdiği toplu davranış biçimidir [13]. Salp’ler Salpidae ailesine ait Şekil 1’de gösterildiği gibi bir deniz canlısıdır. Vücutları jöleli balıklara oldukça benzerdir. Aynı zamanda jöle balığına çok benzer şekilde hareket ederler. Vücudun ileriye doğru itilmesi için suyun vücuda pompalanması sağlanır. Salp’ların en ilginç davranışlarından biri okyanusun derinliklerinde sıklıkla salp zinciri olarak Şekil 2’de gösterildiği gibi bir sürü şeklinde davranış göstermeleridir.



Şekil 1. Salp canlısı.



Şekil 2. Salp zinciri.

2.1.Salp Zincirinin Matematiksel Modeli

Sürü halinde yaşayana arı, karınca, balık gibi birçok canlının doğadaki davranışlarından ilham alınarak çeşitli arama algoritmaları oluşturulmuş durumdadır. Ancak salplerin sürü halindeki davranışını örnek alıp bir optimizasyon problemini çözebilen bir matematiksel model mevcut değildir [1]. Burada Seyidali Mirjalili tarafından önerilen arama yöntemi ile gerçek dünya problemleri etkili bir şekilde belirli bir zaman içerisinde optimum olarak bulunmaktadır [1]. Popülasyon ilk olarak lider ve takipçiler olarak iki gruba ayrılmaktadır. Lider

zincirin en önündeki salp canlısıdır. Takipçiler ise lideri takip eden zincirin geri kalanlarıdır. Diğer sürü tabanlı tekniklere benzer şekilde salplerin pozisyonu n boyutlu arama uzayında tanımlanmaktadır. n verilen problemin değişken sayısıdır. Sürünün hedefi arama uzayında F olarak adlandırılan bir besin kaynağı olduğu varsayılmaktadır. Liderin pozisyonunu güncellemek için kullanılacak olan matematiksel ifade, Denklem 1'de gösterilmektedir.

$$x_j^i = \begin{cases} F_j + c_1 ((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j), & c_3 \geq 0 \\ F_j - c_1 ((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j), & c_3 < 0 \end{cases} \quad (1)$$

x_j^1 , j 'nci boyutdaki ilk salp (lider)' in pozisyonunu gösterir. F_j ise j 'nci boyutdaki yiyecek kaynağının pozisyonu gösterir. c_1, c_2, c_3 rassal sayılar olup ub_j , j 'nci boyutdaki üst bandı gösterirken lb_j , j 'nci boyutdaki alt bandı gösterir.

Denklem 1'de gösterilen liderin pozisyonu sadece yiyecek kaynağına doğru güncellenir. c_1 , SSA algoritmasının en önemli parametresidir. Çünkü keşif ve sömürme prosedürlerinin dengelenmesini Denklem 2'de gösterilen c_1 katsayısı belirler.

$$C_1 = 2e^{-\left(\frac{4t}{L}\right)^2} \quad (2)$$

t şimdiki iterasyonu ve L ise maksimum iterasyon sayısını belirtir. c_2, c_3 parametreleri $[0, 1]$ aralığında rastgele üretilen sayılardır. Takipçilerin pozisyonunu güncellemek için kullanılan matematiksel ifade Denklem 3'te gösterilmektedir (Newton'un hareket yasası).

$$x_j^i = \frac{1}{2}at^2 + v_0t \quad (3)$$

$i \geq 2$ olduğunda x_j^i , j 'nci boyuttaki i 'nci takipçi olan salpların pozisyonunu gösterir. t zamandır ve v_0 ise başlangıç hızını ifade etmektedir.

$a = \frac{v_{final}}{v_0}$ ve $v = \frac{x-x_0}{t}$ 'dır. Optimizasyondaki zaman iterasyon olduğu için, iterasyonlar arasındaki çelişki 1'e denktir ve $v_0 = 0$ 'dır. Bu olay Denklem 4'te gösterilmektedir. Algoritmayı salp zincirine benzetmek için Denklem 1 ve Denklem 4 kullanılır.

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}) \quad (4)$$

SSA'nın genel çalışma mantığı şu şekildedir. Sabit ya da hareketli bir yiyecek kaynağının olduğu bir arama uzayında birden fazla salp'in bulunduğu bir zincirde lider olan salp, pozisyonunu yiyecek kaynağı çevresinde değiştirir ve takipçi salpler ise dereceli olarak iterasyonlar boyunca lider salp'i takip eder.

2.2.Salp Zincirinin Matematiksel Modeli

Salp sürü optimizasyon algoritmasının iteratif olarak ilerlemesini ve adımlarını gösteren sözde kodu Şekil 3'te gösterilmiştir.

```

Başlangıç durumu  $ub$  ve  $lb$  düşünülerek  $x_i(i=1,2,\dots,n)$  belirlenir.
While (sonlandırma şartı veya memnuniyet durumu)
Her bir arama ajanının (salp) uygunluğunun hesaplanması
 $F=en$  iyi arama ajanı
Denklem 2'yi kullanarak  $c_1$ 'in güncellenmesi
For her salp ( $x_i$ )
If ( $i=1$ ) Denklem 1'i kullanarak lider salpin pozisyonunu güncelle
Else Denklem 4'ü kullanarak takipçi salplerin pozisyonunu güncelle
End End
Değişkenlerin alt ve üst bantlarına bağlı olarak salpler düzeltilir.
End return  $F$ 

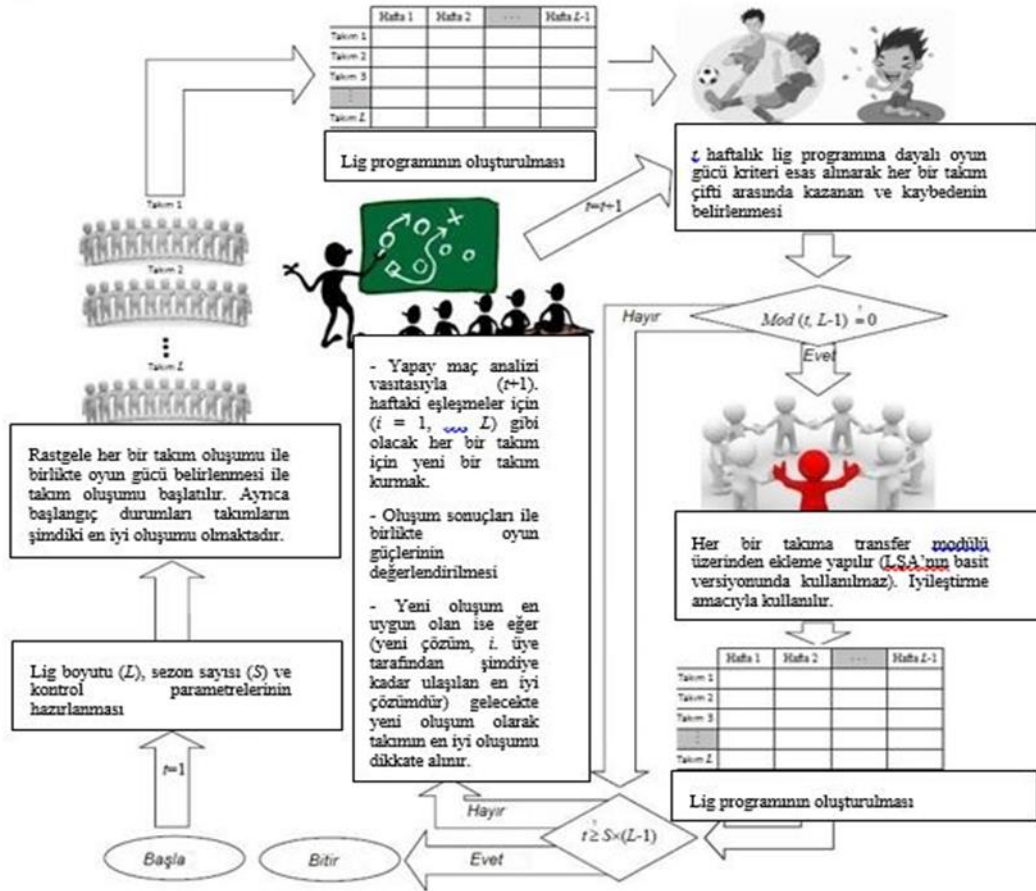
```

Şekil 3. SSA sözde kodu.

3. Lig Şampiyonası Algoritması

LŞA yapay bir ligde haftalık lig programı sayısı kullanıcı tarafından belirlenen, spor takımlarının mücadelesinden esinlenilerek geliştirilmiş yapay zeka optimizasyon algoritmasıdır. Haftalık lig programına göre takımların ikili eşleşmeleri sonucunda maç sonuçlarını kazanan ya da kaybeden olarak belirler. Her takımda, takım oluşturma ile oyun gücü artırımı hedeflenmiştir [7, 8]. Lig, sezon sonuna kadar ya da durdurma kriterine kadar devam etmekte ve takımlar gelecek haftalardaki maçı kazanabilmek için takım oluşumlarını ve oyun tarzlarını bir önceki hafta maçlarına bakarak, gereksinim duydukları güncellemeleri gerçekleştirirler [7,8,20].

LŞA takımların karşılaştırılmasına odaklanıp, yerel ve global arama yöntemini etkileyerek, kazanacak veya kaybedecek takımları belirlemektedir. Bu sistemde, iyi olan takımın kazanma oranı güçsüz takımın kazanma oranından büyük olması garanti altındadır. Bu yüzden arama yönünün kazanan takıma doğru yaklaşması ve kaybedenden takımdan da uzaklaşması hedeflenir [7,8,20]. Şekil 4'te LŞA'nın akış diyagramı ve Şekil 5'te sözcüğü verilmektedir.



Şekil 4. Lig şampiyonası algoritması akış diyagramı [7].

```

Lig boyutu ( $L$ ), sezon sayısı ( $S$ ) ve kontrol parametrelerinin hazırlanması;  $t = 1$ ;

Lig programının oluşturulması

Rastgele her bir takım oluşumu ile birlikte oyun gücü belirlenmesi ile takım oluşumu (formasyon) başlatılır. Ayrıca başlangıç durumları
takımların şimdiki en iyi oluşumu olmaktadır.

While  $t < = S \times (L - 1)$ 

 $t$  haftalık lig programına dayalı oyun gücü kriteri esas alınarak her bir takım çifti arasında kazanan ve kaybedenin belirlenmesi

 $t = t + 1$ 

For  $i = 1$  to  $L$ 

 $i$  takımı için yeni oluşum kurulurken; takımın şimdiki mevcut olan en iyi oluşumu ile geçen haftaki maçları göz önünde bulundurulur.
Oluşum sonuçlarına göre oyun güçleri değerlendirilir.

If yeni oluşum en uygun olan ise (yani bu yeni çözüm, popülasyonun  $i$ . bireyinin şimdiye kadar ulaştığı en iyi çözümdür), gelecekte
takımların şimdiki en iyi oluşumları olarak şimdiki oluşumları dikkate alınacaktır.

End If

End For

If  $mod(t, L-1) = 0$ 

Lig programının oluşturulması

End If

End While

```

Şekil 5. Lig şampiyonası algoritması sözde kodu [7,8].

4. Kalite Test Fonksiyonları

Matematiksel fonksiyonlara bağlı kalite testi fonksiyonları, metasezgisel optimizasyon algoritmalarının performanslarını analiz etmek için kullanılmaktadır. Bu fonksiyonlarının doğası, karmaşıklığı ve diğer özellikleri tanımlarından kolaylıkla elde edilebilmektedir. Çoğu kalite testi fonksiyonların zorluk dereceleri parametrelerinin değiştirilmesiyle ayarlanabilir [7]. SSA algoritmasının başarımını ölçmek için kullanılan beş kalite test fonksiyonu Tablo 1’de listelenmiştir [14]. Çalışmanın ilerleyen bölümlerinde bu fonksiyonların açıklamaları verilmiştir.

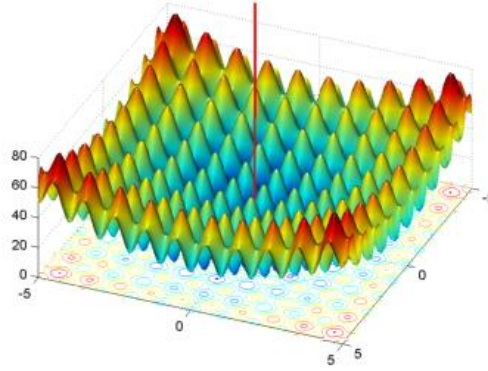
Tablo 1. Kalite test fonksiyonlarına ait denklemler.

Fonksiyon Adı	Fonksiyon Tanımı
Griewank	$f(x) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}}$
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^n (100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (1 - x_i^2))$
Ackley	$f(x) = 20 + e - 20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i))$
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2)$

4.1. Rastrigin Fonksiyonu

Rastrigin fonksiyonu içerisinde birden fazla lokal minimumu içeren ve bu yüzden de optimizasyon tekniklerinin performansını ölçmek için kullanılabilir ideal bir test fonksiyonu ve problemdir. Fonksiyonun global minimumu iki boyutlu uzay için $[0, 0]$ noktasıdır ve bu noktada $f(x) = 0$ 'dır. Üç boyutlu uzay için ise $[0, 0, 0]$ noktasıdır. Diğer bir deyişle boyut ne olursa olsun merkez nokta global minimumdur [7]. Rastrigin fonksiyonunu ifade eden matematiksel gösterim Denklem 5'te verilmiştir. Ayrıca Şekil 6'da fonksiyona ait grafik belirtilmiştir.

$$f(x) = An + \sum_{i=1}^n [(x_i^2 - A \cos(2\pi x_i))] \quad x_i \in [-5.12, 5.12] \quad (5)$$

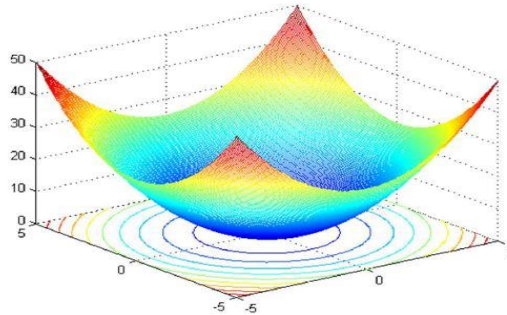


Şekil 6. Rastrigin fonksiyonuna ait grafik.

4.2. Sphere Fonksiyonu

Sphere fonksiyonu basit, düz, oldukça konveks tek-modlu bir fonksiyondur. Fonksiyon küresel olmasından dolayı metasezgisel optimizasyon algoritmalarının yerel minimuma takılma olasılıkları oldukça düşüktür [15]. Sphere fonksiyonu kareler toplamını maksimize etmeye çalışmaktadır ve formülü Denklem 6'da verilmiştir. Şekil 7'de Sphere fonksiyonunun grafiği belirtilmiştir.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2) \quad x_i \in [-5.12, 5.12] \quad (6)$$

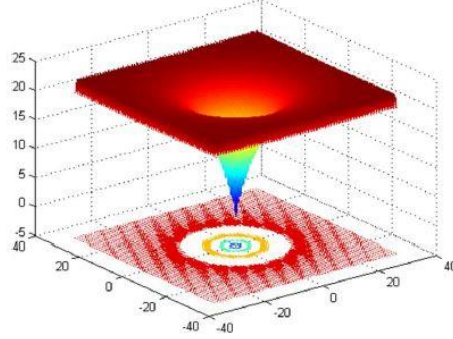


Şekil 7. Sphere fonksiyonuna ait grafik.

4.3. Achley Fonksiyonu

Derin yerel optimumları olan çok-modlu bir fonksiyondur ve değişkenleri birbirinden bağımsızdır[14]. Ackley fonksiyonunun formülü Denklem 7'de verilmiştir. Şekil 8'de fonksiyonun grafiği belirtilmiştir. [16,17].

$$f(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{0.5\left(\sum_{i=1}^n x_i^2\right)}\right) - \exp\left(0.5\left(\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right)\right) + e + 20 \quad x_i \in [-5, 5] \quad (7)$$

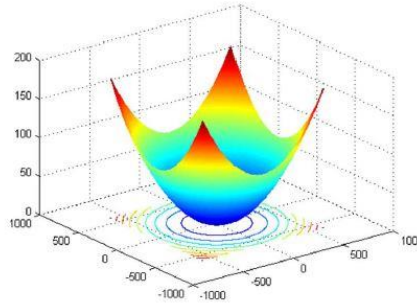


Şekil 8. Ackley fonksiyonuna ait grafik.

4.4. Griewank Fonksiyonu

Test fonksiyonu düzenli dağıtılmış birçok yaygın lokal minimuma sahiptir [15,19]. Griewank fonksiyonuna ait matematiksel ifade Denklem 8’de verilmiştir. Şekil 9’da fonksiyonun grafiği belirtilmiştir.

$$f(x) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) \quad x_i \in [-600, 600] \quad (8)$$

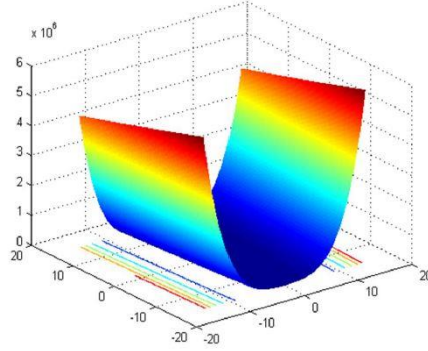


Şekil 9. Griewank fonksiyonuna ait grafik.

4.5. Rosenbrock Fonksiyonu

Bu kalite testi fonksiyonu bazı değerleri arasında önemli etkileşimleri olan tek-modlu bir fonksiyondur. Birçok dar tepecik içerdiğinden dolayı zor bir fonksiyon olarak düşünülmektedir. Tepe noktaları çok keskindir. Global minimum nokta uzun, dar, parabolik şekilli düz bir vadiye yer almaktadır. Vadiyi bulmak kolay olabilir ancak global optimuma yakınsamak zordur [15,18]. Formülü Denklem 9’da verilmiştir. Şekil 10’da fonksiyonun grafiği belirtilmiştir.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n/2} [100(x_{2i-1}^2 - x_{2i})^2 + (x_{2i-1} - 1)^2] \quad x_i \in [-2.39, 2.39] \quad (9)$$



Şekil 10. Rossenbrock fonksiyonuna ait grafik.

5. Deneysel Çalışmalar

SSA'nın problem boyutu 2, iterasyon sayısı 50 ve arama ajanı sayısı 10 olacak şekilde 30 defa Tablo 1'deki kalite test fonksiyonları çalıştırılarak en iyi amaç fonksiyon değerlerinin ortalaması, standart sapması, minimum ve maksimum değerleri Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2. Salp sürü algoritmasının kalite test fonksiyon değerlerinin karşılaştırılması.

	Rastrigin	Sphere	Rosenbrock	Griewank	Ackley
Ortalama	497,7645e-3	8,1725e-6	3,7975e+0	81,9741e-3	88,7310e-3
Standart Sapma	1,2184e+0	30,0565e-6	7,8089e+0	72,7170e-3	470,6895e-3
Min	2,2382e-12	2,3673e-12	1,5766e-3	856,4900e-6	1,9482e-6
Maks	4,9748e+0	144,3000e-6	37,0989e+0	263,7600e-3	2,5799e+0

SSA, LŞA algoritmaları problem boyutu 2, iterasyon sayısı 50 ve arama ajanı sayısı 10 olacak şekilde Tablo 1'deki kalite test fonksiyonlarında çalıştırılmıştır. Ortalama değer açısından SSA ve LŞA'nın başarımını Tablo 3'te gösterildiği gibi karşılaştırılmıştır.

Tablo 3. Kalite test fonksiyonlarında SSA ve LŞA'nın başarımının karşılaştırılması.

$f(x)$	SSA	LŞA
Rastrigin	497,7645e-3	9.847269e-01
Sphere	8,1725e-6	3.086805e-06
Rosenbrock	3,7975e+0	1.174493e-01
Griewank	81,9741e-3	1.682114e-01
Ackley	88,7310e-3	7.555316e-03

6. Sonuçlar

SSA, okyanus derinliklerinde yaşayan salp canlılarının bir araya gelerek oluşturduğu, salp zinciri olarak adlandırılan topluluğun okyanus içerisinde hareket etme ve besin arama özelliklerinden esinlenerek geliştirilmiş sürü tabanlı yeni sezgisel arama ve optimizasyon yöntemlerinden biridir. Basit ve uygulaması çok kolay bir algoritmadır ve geniş bir uygulama alanı bulunmaktadır. Karmaşık matematiksel problemleri basit şekilde çözebilen kısa matematiksel denklemlerden oluşmaktadır.

SSA ve LŞA algoritmaları sezgisel algoritmalarıdır. Sezgisel algoritmalar doğası gereği en iyi çözüm için garanti vermezler fakat en iyi çözüme yakınsama garantisi verirler. Bu algoritmalar rastgele parametreler içerdiğinden dolayı aynı kısıtlar ile yeniden çalıştırıldıklarında farklı sonuçlar üretmektedirler.

SSA rastrigin ve griewank kalite test fonksiyonlarında LŞA'ya göre global minimuma daha iyi yakınsamıştır. Buna karşın SSA sphere, rosenbrock ve ackley kalite test fonksiyonlarında LŞA'ya göre global minimuma daha kötü yakınsamıştır. SSA, deneyler esnasında kullanılan bütün kalite testlerinde LŞA'ya göre daha iyi sonuç çıkarmamasına rağmen, rekabetçi bir algoritma olduğunu kanıtlamıştır. Literatür tarama çalışmaları esnasında

LŞA'nın kaotik versiyonları bulunmasına rağmen SSA'nın böyle bir versiyonunun olmadığı görülmüştür. İleriki çalışmalarda SSA'nın kaotik ve paralel versiyonları geliştirilebilir.

Kaynaklar

- [1] Mirjalili S., Gandomi A.H., Mirjalili S.Z., Saremi S., Faris H., Mirjalili S.M.:Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems. *Advances in Engineering Software*, 1-29, 2017.
- [2] Goldberg D.E., Holland J.H. : Genetic algorithms and machine learning. *Mach Learn*, 3:95–9, 1988.
- [3] Storn R., Price K.: Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *J Global Optim*,11:341–59, 1997.
- [4] Yao X., Liu Y., Lin G.: Evolutionary programming made faster. *Evol Comput IEEE Trans*, 3:82–102, 1999.
- [5] Coloni A., Dorigo M., Maniezzo V.: Distributed optimization by ant colonies. In: *Proceedings of the first European conference on artificial life*, p. 134–42, 1991.
- [6] Eberhart R.C., Kennedy J.: A new optimizer using particle swarm theory. In: *Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and hu- man science*.; p. 39–43, 1995.
- [7] Bingöl H., Alataş B.: Metasezgisel Optimizasyon Tekniklerine Spor Tabanlı Yeni Bir Yaklaşım: Lig Şampiyonası Algoritması: Fırat Üniv. Fen Bilimleri Dergisi, 27(1), 1-11, 2015.
- [8] Kashan A.H.:An efficient algorithm for constrained global optimization and application to mechanical engineering design: League championship algorithm (LCA). *Ifac Symp Series*; 43: 1769-1792, 2011.
- [9] Bingol, H., & Alatas, B. (2020). Chaos based optics inspired optimization algorithms as global solution search approach. *Chaos, Solitons & Fractals*, 141, 110434.
- [10] Bingol H., Alatas B.: Chaotic League Championship Algorithms, *Arabian Journal for Science and Engineering*, 41 (12), 1-25, 2016.
- [11] Alatas, B., & Bingol, H. (2019). A physics based novel approach for travelling tournament problem: optics inspired optimization. *Information Technology and Control*, 48(3), 373-388.
- [12] Alatas, B., & Bingol, H. (2020). Comparative Assessment Of Light-Based Intelligent Search And Optimization Algorithms. *Light & Engineering*, 28(6).
- [13] Bonabeau E., Dorigo M., Theraulaz G.: *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial System*, New York: Oxford University Press, 1999.
- [14] Bouchekara H.R.E.H., Abido M.A., Chaib A.E., Mehasni R.: Optimal Power Flow Using the League Championship Algorithm: A Case Study of the Algerian Power System. *Energy Conversion and Management*, 87, 58-70, 2014.
- [15] Can Ü., Alataş B.:Bitki Zekasında Yeni Bir Alan: Kök Kütlesi Optimizasyonu, *Türk Doğa ve Fen Dergisi, Bingöl Üniv. Fen Bilimleri Enst.*, 4, 1, 8-14, 2015.
- [16] Alvarez-Suarez JM, Tulipani S, Diaz D, Estevez Y, Romandini S, Giampieri F, Damiani E, Astolfi P, Bompadre S, Battino M.: Antioxidant and antimicrobial capacity of several monofloral Cuban honeys and their correlation with color, polyphenol content ant other chemical compounds. *Food Chem Toxicol*; 48: 2490–2499, 2010.
- [17] Fallico B, Zappala M, Arena E, Verzera A.: Effects of conditioning on HMF content in unifloral honeys. *Food Chem*; 85: 305– 313, 2004.
- [18] Griewank, A. O.: Generalized Descent of Global Optimization, *Journal of Optimization Theory and Applications*, 34: 11.39, 1981.
- [19] Digalakis, J. G., Margaritis, K. G.: An Experimental Study of Benchmarking Functions for Genetic Algorithms. *International Journal Comput. Math.* 79(4): 403–416, 2002.
- [20] Kashan A.H.: League Championship Algorithm: A New Algorithm for Numerical Function Optimization, *Soft computing and Pattern recognition, International Conference*, DOI:10.1109/SoCPaR.2009.21., 2009.