

ARTIFICIAL INTELLIGENCE STUDIES

Chaotic Optimization of The Tubular Column Design Problem with Game-Based Meta-Heuristic Methods

Safa Dörterler^{a*}, Durmuş Özdemir^b, Hasan Temurtaş^c

ABSTRACT

The paper presents new models of the Battle Royale Optimization (BRO) algorithm that are improved by integrating it with chaotic maps. The paper aims to optimize the BRO algorithm using chaotic maps, addressing the challenge of balancing exploration and exploitation, a common challenge in optimization problems. Five different chaotic maps are integrated into BRO to create Bernoulli-BRO, Cubic-BRO, Duffing-BRO, Intermittency-BRO, and Liebovtech-BRO models. The chaotic BRO models developed in the study are tested on one of the engineering problems, the Tubular Column Design Problem. The results show that the Intermittency-BRO algorithm performs the best and achieves the lowest optimum costs compared to the other models. It is also observed that chaotic BRO algorithms give more consistent results with lower average costs than classical BRO. In conclusion, this study shows that chaotic maps can be successfully used in optimization problems, and chaotic BRO algorithms exhibit superior performance compared to classical BRO. The Intermittency-BRO algorithm especially gives the best results in terms of both cost and statistical data. The results of the paper emphasize that chaotic maps offer a more effective approach to optimization problems by improving the balance between the exploration and exploitation capabilities of the BRO algorithm.

^{a*} Kutahya Dumlupınar University,
Engineering Faculty,
Dept. of Computer Engineering
43100 - Kutahya, Türkiye
ORCID: 0000-0001-8778-081X

^b Kutahya Dumlupınar University,
Engineering Faculty,
Dept. of Computer Engineering
43100 - Kutahya, Türkiye
ORCID: 0000-0002-9543-4076

^c Kutahya Dumlupınar University,
Engineering Faculty,
Dept. of Computer Engineering
43100 - Kutahya, Türkiye
ORCID: 0000-0001-6738-3024

*Corresponding author.
e-mail: safa.dorteler@dpu.edu.tr

Oyun Tabanlı Meta-Sezgisel Yöntemlerle Silindirik Kolon Tasarımı Mühendislik Probleminin Kaotik Optimizasyonu

ÖZ

Bu makale, Battle Royale Optimization (BRO) algoritmasının kaotik haritalarla entegre edilerek geliştirilmiş yeni modellerini ele almaktadır. Makale, optimizasyon problemlerinde sıkça karşılaşılan keşif ve sömürü arasındaki dengeyi sağlama zorluğunu ele alarak, BRO algoritmasını kaotik haritalar kullanarak optimize etmeyi amaçlamaktadır. Beş farklı kaotik harita BRO'ya entegre edilerek Bernoulli-BRO, Cubic-BRO, Duffing-BRO, Intermittency-BRO ve Liebovtech-BRO modelleri oluşturulmuştur. Çalışmada geliştirilen kaotik BRO modelleri, mühendislik problemlerinden birisi olan Silindirik Kolon Tasarım Problemi (Tubular Column Design Problem) üzerinde test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, Intermittency-BRO algoritmasının diğer modellere kıyasla en iyi performansı gösterdiğini ve en düşük optimum maliyetlere ulaştığını ortaya koymaktadır. Ayrıca, kaotik BRO algoritmalarının klasik BRO'ya göre daha düşük ortalama maliyet ile daha tutarlı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Sonuç olarak bu çalışma, kaotik haritaların optimizasyon problemlerinde başarıyla kullanılabileceğini ve kaotik BRO algoritmalarının klasik BRO'ya göre üstün performans sergilediğini göstermektedir. Özellikle Intermittency-BRO algoritması hem maliyet hem de istatistiksel veriler açısından en iyi sonuçları vermektedir. Makalenin sonuçları, kaotik haritaların BRO algoritmasının keşif ve sömürü yetenekleri arasındaki dengeyi iyileştirerek optimizasyon problemlerinde daha etkili bir yaklaşım sunduğunu vurgulamaktadır.

Keywords: Chaotic maps, Battle Royale Optimization, exploration and exploitation, engineering problems, optimization

Anahtar Kelimeler: Kaotik haritalar, Battle Royale Optimizasyon, keşif ve sömürü, mühendislik problemleri, optimizasyon

Submitted: 30.04.2024
Revised: 26.06.2024
Accepted: 26.06.2024

doi: 10.30855/AIS.2024.07.01.01

1. Giriş (Introduction)

Optimizasyon, sonlu zamanda çözülemeyen problemlerin, sınırlı kaynaklar altında bir amaç fonksiyonunun en iyi değerini bulma sürecidir [1]. Optimizasyon, matematiksel problemlerin çeşitli disiplinlerde çözülmesinde önemli bir rol oynar. Meta-sezgisel algoritmalar, biyoloji, fizik, sosyal bilimler ve oyun teorisinden esinlenerek geliştirilmiş ve optimizasyon problemlerinde başarılı sonuçlar elde etmiştir [2-12]. Optimizasyon algoritmaları ile sürekli yeni uygulama alanları ve algoritmalar geliştirilmektedir [13-16]. Ancak, her problem için tek bir genel algoritma olmadığı No Free Lunch teoremi ile kanıtlanmıştır [17]. Bu nedenle, exploration ve exploitation (keşif ve sömürü) yeteneklerinin dengesi, optimizasyon algoritmalarının başarısını etkileyen kritik bir faktördür [18]. Battle Royale Optimization (BRO) algoritması, oyun tabanlı yeni bir meta-sezgisel algoritmadır [19]. Ancak, diğer algoritmalar gibi, BRO da exploration ve exploitation arasında doğru dengeyi sağlama zorluğu ile karşı karşıyadır ve lokal optimuma sıkışıp kalma riski taşır.

Son yıllarda, kaotik haritaların çeşitli optimizasyon problemlerinin çözümünde etkili bir şekilde kullanıldığı birçok çalışma bulunmaktadır. Örneğin, yakıt hücresi parametrelerinin tahmini üzerine yapılan bir çalışmada kaotik Mayfly optimizasyon algoritması başarılı sonuçlar elde etmiştir [20]. Benzer şekilde, S-box üretimi ve optimizasyonu için yapılan bir başka çalışmada ise seçici kaotik haritalar Tiki-Taka algoritmasıyla birleştirilerek etkili bir yöntem geliştirilmiştir [21]. Global optimizasyon problemleri üzerine odaklanan bir diğer çalışmada, kaotik haritaların aritmetik optimizasyon algoritmalarıyla birleştirilerek çok çeşitli problemlere çözüm üretildiği görülmüştür [22]. Görüntü şifreleme alanında yapılan bir çalışma ise kaotik haritaların kullanımının ne kadar geniş bir yelpazede olduğunu göstermiştir [23]. Ayrıca, bir başka çalışmada ise kaotik yapay arı kolonisi algoritması kullanılarak çok amaçlı bir optimizasyon problemi başarı ile çözülmüştür [24]. Bu çalışmalar, kaotik haritaların optimizasyon problemlerinde ve farklı uygulamalarda başarıyla kullanılabileceğini göstermektedir [20-26].

Bu çalışmada, BRO algoritmasına kaos teorisi entegre edilerek yeni bir yaklaşım benimsenmiştir. Farklı kaotik haritalar BRO'ya entegre edilerek beş farklı model geliştirilmiştir. Geliştirilen modeller, gerçek dünya mühendislik problemi üzerinde test edilmiştir. En iyi sonuçları veren modeller, diğer optimizasyon algoritmalarıyla karşılaştırılmıştır. Amacımız, bu yeni kaotik BRO algoritmalarıyla klasik BRO'nun yetenekleri arasında daha iyi bir denge sağlamak ve dolayısıyla daha iyi sonuçlar elde etmektir.

Makale, literatür taraması, materyal ve metotlar, deneysel sonuçlar ve sonuçlar bölümlerinden oluşmaktadır. Materyal ve metotlar bölümü, BRO algoritması ve kaotik BRO yöntemi hakkında ayrıntılı bilgiler sunar. Deneysel sonuçlar, önerilen yöntemlerin etkinliğini değerlendirirken, sonuçlar bölümü elde edilen bulguları özetler.

2. Materyal ve Metot (Material and Method)

2.1. Battle Royale Optimizasyon algoritması (Battle Royale Optimization algorithm)

Battle Royale Optimization (BRO) algoritması, rekabetçi bir ortamda hayatta kalma ve rakipleri etkisiz hale getirme amacıyla Battle Royale oyunlarının dinamiklerinden esinlenerek türetilmiş, oyun tabanlı bir optimizasyon algoritmasıdır [19]. Söz konusu oyunlarda, oyuncular (askerler), rekabetçi bir ortamda mücadele ederek hayatta kalmayı ve rakiplerini etkisiz hale getirmeyi amaçlarlar. BRO algoritması, bu rekabetçi dinamikleri problem çözme sürecine entegre ederek, popülasyon tabanlı bir optimizasyon yöntemi sunmaktadır [27].

BRO algoritmasının temelini, popülasyonun her bir üyesini temsil eden oyuncuların oluşturduğu bir sistem oluşturur. Algoritmanın başlangıcında, popülasyon üyeleri, problem uzayında rastgele bir şekilde dağıtılarak başlangıç çözümleri elde edilir. Rastgele dağılım, Denklem 1'de belirtilen formül kullanılarak gerçekleştirilir.

$$x_{damage,d} = r(u_d - l_d) + l_d \quad (1)$$

Burada u ve l , sırasıyla d -boyutlu problem uzayındaki üst ve alt sınırları ifade ederken, r 0 ile 1 arasında rastgele bir sayıdır. Problem uzayında (oyun haritasında) rastgele dağıtılan popülasyon üyeleri (askerler), en yakınındaki komşu askerlere zarar vermeye çalışır. Sonrasında, hasar alan askerlerin hasar seviyeleri Denklem 2 kullanılarak hesaplanır.

$$x_{i,damage} = x_i.damage + 1 \quad (2)$$

Burada x_i , i numaralı askerinin hasar seviyesini göstermektedir. Eğer bir asker, komşu bir askere hasar verirse veya hasar seviyesi belirli bir eşik değerini aşarsa, hasar değeri sıfırlanır. Eşik değeri, çözülecek olan probleme özgü olarak 3-6 arasında bir sayı olarak belirlenir [28]. Eğer hasar seviyesi belirli eşik değerini aşmamışsa, hasar değeri artırılır ve askerinin yeni konumu Denklem 3 kullanılarak belirlenir.

$$x_{damage,d} = x_{damage,d} + r(x_{best,d} - x_{damage,d}) \quad (3)$$

Burada $x_{damage,d}$, yaralanan askerinin konumunu temsil ederken, $x_{best,d}$, şu ana kadar ki en iyi askerinin konumunu göstermektedir. Eğer bir askerinin hasar seviyesi belirli bir eşik değerini aşarsa, o asker öldürülür ve Denklem 1 kullanılarak oyuna farklı bir konumdan tekrar dahil edilir. Ayrıca, askerler birbirleriyle çatışırken, problem uzayı küçülür ve en iyi çözümü bulmaya çalışır. Bu süreç Denklem 4 kullanılarak gerçekleştirilir.

$$\phi = \phi + round\left(\frac{\phi}{2}\right) \quad (4)$$

Burada ϕ , iterasyon sayısını temsil etmektedir ve başlangıç değeri logaritmik olarak hesaplanır. Bu süreç devam ettikçe, problem uzayının alt ve üst sınırları Denklem 5 ve Denklem 6 ile güncellenir.

$$l_d = x_{best,d} - SD(\bar{x}_d) \quad (5)$$

$$u_d = x_{best,d} + SD(\bar{x}_d) \quad (6)$$

Burada $SD(\bar{x}_d)$, d boyutlu arama uzayında tüm popülasyon üyelerinin bulunduğu çözümlerin standart sapmasını ifade eder. Alt ve üst sınırlar olan l_d ve u_d değerleri, alt veya üst sınırları aştığında sınır değerlerinin sınırlarını alırlar. Tüm bu aşamalar, belirlenen durdurma kriterine ulaşılan kadar devam eder. İterasyonların sonunda, en iyi sonucu veren askerinin konumu, problem için optimum çözümü temsil eder.

2.2. Kaotik harita (Chaotic map)

Kaotik, belirli olmayan, dinamik, periyodik olmayan, yakınsamayan ve sonlu sistemlerde var olan bir belirsiz ve rastgele benzeri bir yöntemdir [29]. Kaotik sistemler, belirli olmayan dinamik rastgele sistemler olarak düşünülebilir, çünkü deterministik dinamik belirsizlik sistemleri olarak varlık gösterirler [30]. Doğrusal olmayan sistemlerde, kaotik haritalar karmaşık ve dinamik davranışlar sergileyebilir [31].

Kaotik yöntemler, optimizasyon algoritmalarının rastgele parametrelerini işlemek için kullanılan etkili bir yol olarak kabul edilir [32]. Erken koşullara duyarlılık gösterirler, başlangıç koşullarında bile hafif bir değişikliğin gelecekte davranışta doğrusal olmayan bir değişikliğe neden olduğunu kanıtlarlar. Bu nedenle, kaotik optimizasyon algoritmalarında, rastgele değişkenleri güncellemek için kaotik haritalar kullanılır [33].

Bugüne kadar birçok farklı kaotik harita geliştirilmiştir. Günümüzde, bu haritalar sıklıkla optimizasyon algoritmalarının geliştirilmesinde kullanılmaktadır. Bu çalışmada, 5 farklı kaotik harita kullanılmış ve bunların karşılaştırmalı analizi incelenmiştir.

Tablo 1 de, BRO modellerinde kullanılan kaotik harita fonksiyonlarının denklemleri sunulmuştur [34-37].

Tablo 1. Kaotik haritalar ve fonksiyonları (Chaotic maps and their functions)

No	Kaotik Harita	Fonksiyon
1	Bernoulli Shift Harita	$x_{n+1} = \begin{cases} \frac{x_n}{1-\lambda}, & 0 < x_n \leq 1-\lambda \\ \frac{x_n - (1-\lambda)}{\lambda}, & 1-\lambda < x_n < 1 \\ x_{n+1} = 2x_n \text{ mod } 1 \end{cases}$
2	Cubic Harita	$x_{n+1} = px_n(1-x_n^2), x_n \in (0,1), p = 2.59$
3	Duffing Harita	$x_{n+1} = Y_n$ $y_{n+1} = -bX_n + aY_n + Y_n^3, a = 2.75, b = 0.2$
4	Intermittency Harita	$x_{n+1} = \begin{cases} \varepsilon + x_n + cx_n^m, & 0 < x_n \leq d \\ \frac{x_n - d}{1-d}, & d < x_n < 1 \\ c = 0.7, m = 0.3, d = 0.5 \end{cases}$
5	Liebovtech Harita	$x_{n+1} = \begin{cases} a_1x_n, & 0 < x_n \leq d_1 \\ \frac{d_2 - x_n}{d_2 - d_1}, & d_1 < x_n \leq d_2, d_1, d_2 \in (0,1), d_1 < d_2 \\ 1 - a_2(1 - x_n), & d_2 < x_n \leq 1 \end{cases}$ $a_1 = \frac{d_2}{d_1} [1 - (d_2 - d_1)], a_2 = \frac{1}{d_2 - 1} [(d_2 - 1) - d_1(d_2 - d_1)]$ $d_1 = 0.5, d_2 = 0.7$

2.3. Kaotik Battle Royale Optimizasyon Algoritması (Chaotic Battle Royale Optimization Algorithm)

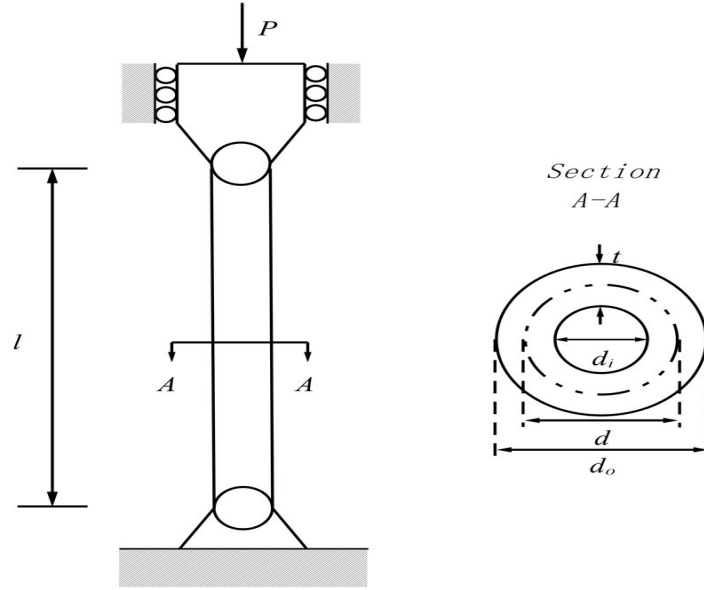
BRO algoritması, etkili bir meta-sezgisel algoritmadır. Bununla birlikte, diğer meta-sezgisel algoritmalar gibi, BRO algoritması da keşif ve sömürü arasında doğru dengeyi sağlama zorluğuyla karşılaşmaktadır [38]. Ek olarak, BRO'nun global optimuma yaklaşmasını sağlayacak farklı kaotik harita stratejileri henüz geliştirilmemiştir. Bu eksikliği gidermek ve BRO algoritmasının başarımını artırmak amacıyla, bu çalışmada BRO algoritmasına kaos teorisi uygulanmıştır.

Meta-sezgisel optimizasyon algoritmalarında rastgele değerlerin kullanımından ziyade kaotik haritaların tercih edilmesiyle, rastgeleliğin neden olduğu tekrarlar ve yerel optimuma takılıp kalma gibi problemlerin kontrol altına alınması sağlanmaktadır [39]. BRO algoritmasında, ilk çözümlerin oluşturulması, belirli bir eşik değerini aşmayan askerlerin yeni pozisyonlarının belirlenmesi ve başarısız çözümlerin yeni pozisyonlarının tespiti gibi farklı aşamalarda rastgele değerlerden yararlanılmaktadır. Bu aşamaların gerçekleştirilmesi için farklı rastgele değerler kullanılmaktadır.

BRO algoritması, literatürde çeşitli uygulamalarda başarıyla kullanılmış olmasına rağmen, keşif ve sömürü arasında denge sağlama zorluğuyla karşı karşıyadır. Bu zorlukları aşmak için, literatürde kabul görmüş 5 farklı kaotik harita BRO algoritmasına eklenmiştir. Denklem 1 ve Denklem 2, BRO algoritmasında keşif ve sömürü yeteneğini sağlayan iki farklı denklemi temsil etmektedir. Bu denklemlerde, rand() fonksiyonu yerine Kaotik Harita fonksiyonları kullanılmıştır. Tablo 1'deki, kaotik haritaların kullanılmasıyla sırasıyla Bernoulli-BRO, Cubic-BRO, Duffing-BRO, Intermittency-BRO ve Liebovtech-BRO algoritmaları geliştirilmiştir.

2.4. Silindirik kolon tasarım problemi (Tubular column design problem)

Silindirik Kolon Tasarım problemi iki temel unsur içermektedir. Bunlar, tel duvarının kalınlığı (t) ve ipin çapıdır (d). Silindirik kolon tasarım probleminin optimizasyonunun amacı, malzeme maliyeti ve inşaat maliyeti dahil olmak üzere dizinin toplam maliyetini en düşük seviyelere indirmektir [40]. Probleme ait matematiksel denklemler aşağıdaki gibidir.



Şekil 1. Silindirik kolon tasarım problemi [41]
(Tubular column design problem)

Minimizasyon: $f(x) = 9.82x_1x_2 + 2x_1$

Kısıtlayıcılar:

$$g_1(x) = \frac{P}{\pi x_1 x_2 \sigma_y} - 1 \leq 0$$

$$g_2(x) = \frac{8PL^3}{\pi^3 E x_1 x_2 (x_1^2 x_2^2)} - 1 \leq 0$$

$$g_3(x) = 2/x_1 - 1 \leq 0$$

$$g_4(x) = x_1/14 - 1 \leq 0$$

$$g_5(x) = 0.2/x_2 - 1 \leq 0$$

$$g_6(x) = x_1/0.8 - 1 \leq 0$$

Burada basınç yükü $P = 2500\text{kgf}$, akma gerilmesi $\sigma_y = 500\text{kgf/cm}^2$, elastisite modülü $E = 8.5 \times 10^5\text{kgf/cm}^2$, kolon uzunluğu $L = 250\text{cm}$ ve silindirik kolon tasarım problemi için tasarım değişkenlerinin aralıkları $2 \leq x_1 \leq 14$ ve $0.2 \leq x_2 \leq 0.8$ 'dir.

3. Deneysel Sonuçlar (Experimental Results)

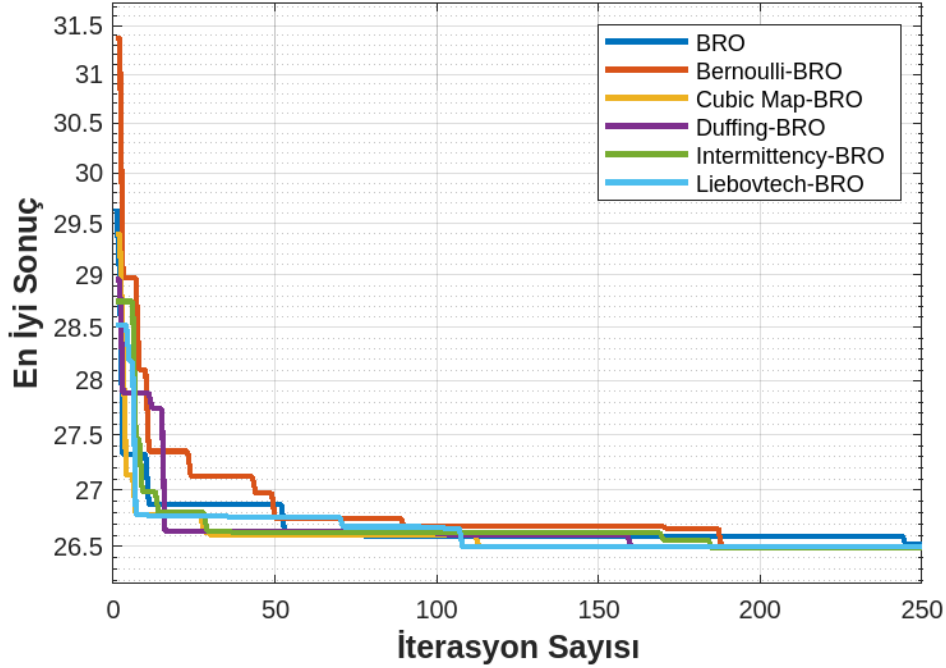
Bu çalışmada, BRO algoritmasının performansını geliştirmek amacıyla çeşitli kaotik haritalar kullanılmış ve 5 farklı model geliştirilmiştir. Bu amaçla, orijinal algoritmada modifikasyonlar yapılarak yeni modeller oluşturulmuştur. Oluşturulan modellerin etkinliği ve verimliliği Silindirik Kolon Tasarım Problemi üzerinde değerlendirilmiştir. Deneyler, Windows® 11 işletim sistemine sahip, Intel Core i7 işlemcili 2,4 GHz hızında çalışan ve 8 GB RAM'e sahip bir bilgisayarda MATLAB 2022b programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar bu bölümde detaylı bir şekilde karşılaştırılmış ve yöntemlerin performans analizleri gerçekleştirilmiştir. BRO algoritmasında kullanılan parametreler Tablo 2'de belirtilmiştir.

Tablo 2. Parametre ayarları (Parameter settings)

Algoritma	Parametre	İterasyon Sayısı	Popülasyon Sayısı	Çalışma Sayısı
BRO	Cross Type=1, Max Fault=4	250	40	15

Önerilen modellerin Silindirik Kolon Tasarım Problemi üzerinden elde edilen maliyet grafikleri Şekil 2'de verilmiştir.

Silindirik Kolon Tasarım Problemi



Şekil 2. Kaotik BRO algoritması silindirik kolon tasarım problemi maliyet grafikleri
(Chaotic BRO algorithm tubular column design problem cost graphs)

Grafikten görüldüğü gibi, Intermittency-BRO yöntemi, diğer tüm yöntemlerden daha düşük bir optimum maliyete ulaşmaktadır. Sonuç olarak Intermittency-BRO yöntemi bu problem için en optimum çözümü bulmuştur. Diğer yöntemler de optimum çözüme yakın maliyetler sunmaktadır. Ancak, Intermittency-BRO yöntemi daha başarılı bir optimum çözüme ulaşabildiği için daha verimli bir yöntem olarak değerlendirilebilir. BRO yöntemi, en hızlı yakınsamaya sahip yöntemdir. Ancak, optimum maliyeti diğer yöntemlere kıyasla daha yüksektir. Maliyet grafiğinde sunulan görsel bilgilere ek olarak, optimizasyon algoritmasının performansını nicel olarak değerlendirmek için maliyet grafiğine ek olarak en iyi, en kötü, ortalama amaç fonksiyonu değerleri ve standart sapma gibi istatistiksel veriler Tablo 3'te verilmiştir. En iyi sonuçlar kalın fontla vurgulanmıştır.

Tablo 3. BRO ve Kaotik-BRO algoritmalarının karşılaştırılması (Comparison of BRO and Chaotic-BRO algorithms)

Algoritma	En İyi Sonuç	En Kötü Sonuç	Mean Cost	Standart Sapma
BRO	26.5170429182	26.6298037198	26.5674968529	0.0364559490527
Bernoulli-BRO	26.5022354342	26.6078144442	26.5402349837	0.031129388791
Cubic-BRO	26.4991954454	26.62219855	26.5469920213	0.0322301089661
Duffing-BRO	26.4978968979	26.6124065046	26.5354258253	0.0309292819972
Intermittency-BRO	26.4875569623	26.6007972945	26.5365140159	0.0331855000211
Liebovtech-BRO	26.4966066654	26.8001159022	26.573683904	0.0839691464644

Tablo 3, BRO ve kaotik BRO algoritmalarının performanslarını karşılaştırmaktadır. En iyi sonuç, en kötü sonuç, ortalama maliyet ve standart sapma gibi önemli ölçütler sunulmaktadır. Veriler, klasik BRO algoritmasına kıyasla Kaotik BRO algoritmalarının daha iyi performans gösterdiğini açıkça göstermektedir. Intermittency-BRO algoritması, tüm algoritmalar arasında en iyi sonucu (26.4875569623) elde etmiştir. Bu sonuçlar Intermittency-BRO algoritmasının optimizasyon problemlerini çözmeye diğer algoritmalara göre daha güçlü bir potansiyele sahip olduğunu gösterir. Ayrıca Kaotik BRO algoritmalarının ortalama maliyetleri, klasik BRO algoritmasına göre tutarlı olarak daha düşüktür. Ek olarak Kaotik BRO algoritmalarının standart sapmaları, klasik BRO'ya göre daha düşüktür. Bu sonuçlar Kaotik BRO algoritmalarının daha tutarlı ve güvenilir sonuçlar ürettiğini ve farklı koşullar altında daha az değişkenlik gösterdiğini göstermektedir. Klasik BRO ve Kaotik BRO algoritmaları en iyi sonuç metriği açısından literatürdeki farklı meta-sezgisel algoritmalar (Fuzzy Adaptive Teaching-Learning-Based Optimization (FATLBO), Real-Coded Genetic Algorithm with Three Improved Operators (RGA-RDD), New Dynamic Firefly Algorithm (NDFA), Standard Firefly Algorithm (SFA), Firefly Algorithm Based on Gender Difference (GDFA), Atom Search Optimization (ASO), Evolutionary Strategy (ES), Multi-Verse Optimizer (MVO)) ile Tablo 4'te karşılaştırılmıştır.

Tablo 4. BRO ve Kaotik-BRO algoritmalarının literatür ile karşılaştırılması (Comparison of BRO and Chaotic-BRO algorithms with the literature)

Algoritmalar	Parametre Değerleri		Fmin
	X ₁	X ₂	
BRO	5.46025736112	0.291466567182	26.5170429182
Bernoulli-BRO	5.4515552256	0.291980431523	26.5022354342
Cubic-BRO	5.45197375571	0.291885453104	26.4991954454
Duffing-BRO	5.45643786456	0.291455400392	26.4978968979
Intermittency-BRO	5.45272399004	0.291599414078	26.4875569623
Liebovtech-BRO	5.45002862838	0.292013995164	26.4966066654
FATLBO [42]	5.451160	0.291970	26.499500
RGA-RDD [43]	5.508200	0.289036	26.650515
NDFA [43]	5.451156	0.291965	26.531328
SFA [43]	5.451474	0.291951	26.532094
GDFA [43]	5.451156	0.291965	26.531328
ASO [44]	5.451151	0.291966	26.531340
ES [44]	5.485460	0.290139	26.531320
MVO [44]	5.451282	0.291972	26.532330

Kaotik BRO algoritmaları literatür ile kıyaslandığında en optimum çözümleri sunan algoritmalar olmuştur. Intermittency-BRO algoritması, Tablo 4'te yer alan tüm algoritmalar arasında en başarılı algoritma olmuştur. Öte yandan, literatürde bulunan diğer meta-sezgisel algoritmalar (FATLBO, RGA-RDD, NDFA, SFA, GDFA, ASO, ES, MVO) Kaotik BRO algoritmalarının elde ettiği Fmin değerlerine yakın sonuçlar göstermektedir. Ancak, BRO algoritmaları genellikle daha küçük Fmin değerlerine ulaşarak daha iyi bir performans sergilemiştir.

3. Sonuç (Conclusion)

Bu çalışmada, BRO algoritmasına kaos teorisi entegre edilerek yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir. Beş farklı kaotik harita BRO'ya entegre edilerek yeni modelleme yaklaşımları oluşturulmuştur. Bu modeller, gerçek dünya mühendislik problemleri üzerinde test edilmiş ve klasik BRO algoritması ile karşılaştırılmıştır. Amaç, keşif ve sömürü yeteneklerinin daha iyi bir dengeye sahip olmasıyla daha etkili sonuçlar elde etmektir.

Elde edilen deneysel sonuçlar, kaotik BRO algoritmalarının klasik BRO'ya göre daha iyi performans gösterdiğini açıkça göstermektedir. Özellikle, Intermittency-BRO algoritması en iyi sonuçları vermiş ve optimum maliyet açısından diğer yöntemlerden daha başarılı sonuçlar alınmıştır. Diğer kaotik BRO algoritmaları da klasik BRO'ya göre daha düşük ortalama maliyetler ve daha az varyans ile daha tutarlı sonuçlar elde etmiştir. Ayrıca literatürdeki diğer meta-sezgisel algoritmalarla karşılaştırıldığında, kaotik BRO algoritmaları en optimum çözümleri sunmuştur. Özellikle, Intermittency-BRO algoritması literatürde bulunan diğer algoritmaların elde ettiği sonuçlara göre daha iyi bir performans sergilemiştir.

Sonuç olarak bu çalışma, kaos teorisinin optimizasyon algoritmalarında kullanımının etkinliğini ve potansiyelini vurgulamaktadır. Bu bağlamda, kaotik BRO algoritmaları, çeşitli uygulamalarda etkili bir şekilde kullanılacak güçlü bir optimizasyon aracı olarak öne çıkmaktadır. Özellikle Intermittency-BRO algoritması, bu tür problemler için güçlü ve güvenilir bir çözüm sunmaktadır.

Gelecek çalışmalarda, kaotik BRO algoritmalarının performansını daha da iyileştirmek için farklı kaotik haritaların incelenmesi ve entegrasyonu önerilmektedir. Ayrıca, farklı mühendislik ve endüstri problemlerine uyarlanabilirliklerinin genişletilmesi ve karmaşık, çok boyutlu optimizasyon problemleri üzerindeki etkinliklerinin test edilmesi de önemli araştırma alanları olarak değerlendirilebilir. Ek olarak, kaotik BRO algoritmalarının diğer meta-sezgisel yöntemlerle hibrit hale getirilmesi, performans artışı sağlayabilir ve literatüre yenilikçi katkılar sunabilir.

Teşekkür (Acknowledgment)

Çalışma 2023 - 35 proje numarası ile Kütahya Dumlupınar Üniversitesi (T.C.) Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından desteklenmiştir. Destekleri için Kütahya Dumlupınar Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğüne teşekkür ederiz.

Çıkar Çatışması Beyanı (Conflict of Interest Statement)

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması bildirilmemiştir.

Kaynaklar (References)

- [1] L. Abualigah, A. Diabat, S. Mirjalili, M. Abd Elaziz, and A. H. Gandomi, "The arithmetic optimization algorithm," *Comput Methods Appl Mech Eng*, vol. 376, p. 113609, 2021.
- [2] S. Desale, A. Rasool, S. Andhale, and P. Rane, "Heuristic and meta-heuristic algorithms and their relevance to the real world: a survey," *Int. J. Comput. Eng. Res. Trends*, vol. 351, no. 5, pp. 2349–7084, 2015.
- [3] D. Özdemir and S. Dörterler, "An adaptive search equation-based artificial bee colony algorithm for transportation energy demand forecasting," *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, vol. 30, no. 4, pp. 1251–1268, 2022.
- [4] D. Özdemir, S. Dörterler, and D. Aydın, "A new modified artificial bee colony algorithm for energy demand forecasting problem," *Neural Comput Appl*, vol. 34, no. 20, pp. 17455–17471, 2022.
- [5] İ. Şahin, M. Dörterler, and H. GÖKÇE, "Optimization of hydrostatic thrust bearing using enhanced grey wolf optimizer," *Mechanics*, vol. 25, no. 6, pp. 480–486, 2019.
- [6] N. Top, M. Dörterler, and İ. Şahin, "Optimization of planetary gearbox using nature inspired meta-heuristic optimizers," *Proc Inst Mech Eng C J Mech Eng Sci*, p. 09544062231196068, 2023.
- [7] M. Dörterler, İ. Şahin, and H. Gökçe, "A grey wolf optimizer approach for optimal weight design problem of the spur gear," *Engineering Optimization*, vol. 51, no. 6, pp. 1013–1027, 2019.
- [8] M. Dörterler, Ü. Atila, N. Top, and İ. Şahin, "A nested optimization approach for robot gripper multi-objective optimization problem," *Expert Syst Appl*, vol. 239, p. 122163, 2024.
- [9] M. Dörterler, Ü. Atila, R. Durgut, and İ. Şahin, "Analyzing the performances of evolutionary multi-objective optimizers on design optimization of robot gripper configurations," *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, vol. 29, no. 1, pp. 349–369, 2021.
- [10] N. Yagmur, I. Dag, and H. Temurtaş, "A new computer-aided diagnostic method for classifying anaemia disease: Hybrid use of Tree Bagger and metaheuristics," *Expert Syst*, p. e13528, 2023.
- [11] N. Yagmur, İ. Dag, and H. Temurtaş, "Classification of anemia using Harris hawks optimization method and multivariate adaptive regression spline," *Neural Comput Appl*, pp. 1–20, 2024.
- [12] F. Aydemir and S. Arslan, "Covid-19 pandemi sürecinde çocukların el yıkama alışkanlığının nesnelere interneti tabanlı sistem ile izlenmesi," *Mühendislik Bilimleri ve Araştırmaları Dergisi*, vol. 3, no. 2, pp. 161–168, 2021.
- [13] V. Kaya, "A perspective on transfer learning in computer vision," 1st ed., vol. 1, Platanus, 2023, pp. 332–359.
- [14] İ. Akgül and V. Kaya, "Learning performance of optimization algorithms in convolutional neural networks: An application," in *INSAC Scientific Researches in Natural and Engineering Sciences*, 1st ed., vol. 1, Duvar, 2022, pp. 215–236.
- [15] F. Aydemir and S. Arslan, "A System Design With Deep Learning and IoT to Ensure Education Continuity for Post-COVID," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2023.
- [16] E. Şahin, D. Özdemir, and H. Temurtaş, "Multi-objective optimization of ViT architecture for efficient brain tumor classification," *Biomed Signal Process Control*, vol. 91, p. 105938, 2024.
- [17] T. Joyce and J. M. Herrmann, "A review of no free lunch theorems, and their implications for metaheuristic optimisation," *Nature-inspired algorithms and applied optimization*, pp. 27–51, 2018.
- [18] K. Hussain, M. N. M. Salleh, S. Cheng, and Y. Shi, "On the exploration and exploitation in popular swarm-based metaheuristic algorithms," *Neural Comput Appl*, vol. 31, no. 11, pp. 7665–7683, 2019.
- [19] T. Rahkar Farshi, "Battle royale optimization algorithm," *Neural Comput Appl*, vol. 33, no. 4, pp. 1139–1157, 2021.
- [20] J. Gupta, P. Nijhawan, and S. Ganguli, "Parameter estimation of fuel cell using chaotic mayflies optimization algorithm," *Adv Theory Simul*, vol. 4, no. 12, p. 2100183, 2021.
- [21] K. Z. Zamli, A. Kader, F. Din, and H. S. Alhadawi, "Selective chaotic maps Tiki-Taka algorithm for the S-box generation and optimization," *Neural Comput Appl*, vol. 33, no. 23, pp. 16641–16658, 2021.
- [22] S. B. Aydemir, "A novel arithmetic optimization algorithm based on chaotic maps for global optimization," *Evol Intell*, vol. 16, no. 3, pp. 981–996, 2023.
- [23] A. Toktas and U. Erkan, "2D fully chaotic map for image encryption constructed through a quadruple-objective optimization via artificial bee colony algorithm," *Neural Comput Appl*, pp. 1–25, 2022.
- [24] A. Toktas, U. Erkan, and D. Ustun, "An image encryption scheme based on an optimal chaotic map derived by multi-objective optimization using ABC algorithm," *Nonlinear Dyn*, vol. 105, no. 2, pp. 1885–1909, 2021.
- [25] Z. Elgamel, A. Q. M. Sabri, M. Tubishat, D. Tbaishat, S. N. Makhadmeh, and O. A. Alomari, "Improved reptile search optimization algorithm using chaotic map and simulated annealing for feature selection in medical field," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 51428–51446, 2022.
- [26] R. A. Khurma, I. Aljarah, and A. Sharieh, "An Efficient Moth Flame Optimization Algorithm using Chaotic Maps for Feature Selection in the Medical Applications," in *ICPRAM*, 2020, pp. 175–182.
- [27] S. Dörterler, "Kanser Hastalığı Teşhisinde Ölüm Oyunu Optimizasyon Algoritmasının Etkisi," *Mühendislik Alanında Uluslararası Araştırmalar VIII*, p. 15, 2023.
- [28] T. Akan, S. Agahian, and R. Dehkharghani, "Binbro: Binary battle royale optimizer algorithm," *Expert Syst Appl*, vol. 195, p. 116599, 2022.

- [29] G. L. Baker and J. P. Gollub, *Chaotic dynamics: an introduction*. Cambridge university press, 1996.
- [30] S. Rim, D.-U. Hwang, I. Kim, and C.-M. Kim, "Chaotic transition of random dynamical systems and chaos synchronization by common noises," *Phys Rev Lett*, vol. 85, no. 11, p. 2304, 2000.
- [31] L. M. Pecora and T. L. Carroll, "Synchronization in chaotic systems," *Phys Rev Lett*, vol. 64, no. 8, p. 821, 1990.
- [32] I. Zelinka et al., "Impact of chaotic dynamics on the performance of metaheuristic optimization algorithms: An experimental analysis," *Inf Sci (N Y)*, vol. 587, pp. 692–719, 2022.
- [33] B. L. I. W. JIANG, "Optimizing complex functions by chaos search," *Cybern Syst*, vol. 29, no. 4, pp. 409–419, 1998.
- [34] S. Talatahari, A. Kaveh, and R. Sheikholeslami, "Engineering design optimization using chaotic enhanced charged system search algorithms," *Acta Mech*, vol. 223, pp. 2269–2285, 2012.
- [35] A. S. Abd and E. A. Hussein, "Design secure multi-level communication system based on duffing chaotic map and steganography," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 25, no. 1, pp. 238–246, 2022.
- [36] J. Feng, J. Zhang, X. Zhu, and W. Lian, "A novel chaos optimization algorithm," *Multimed Tools Appl*, vol. 76, pp. 17405–17436, 2017.
- [37] M. S. Tavazoei and M. Haeri, "Comparison of different one-dimensional maps as chaotic search pattern in chaos optimization algorithms," *Appl Math Comput*, vol. 187, no. 2, pp. 1076–1085, 2007.
- [38] Y. Xu, R. Zhong, C. Zhang, and J. Yu, "Multiplayer battle game-inspired optimizer for complex optimization problems," *Cluster Comput*, pp. 1–25, 2024.
- [39] F. Kiani, S. Nematzadeh, F. A. Anka, and M. A. Findikli, "Chaotic sand cat swarm optimization," *Mathematics*, vol. 11, no. 10, p. 2340, 2023.
- [40] Y. Che and D. He, "An enhanced seagull optimization algorithm for solving engineering optimization problems," *Applied Intelligence*, vol. 52, no. 11, pp. 13043–13081, 2022.
- [41] C. Gao, Z. Hu, Z. Xiong, and Q. Su, "Grey prediction evolution algorithm based on accelerated even grey model," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 107941–107957, 2020.
- [42] M.-Y. Cheng and D. Prayogo, "A novel fuzzy adaptive teaching–learning-based optimization (FATLBO) for solving structural optimization problems," *Eng Comput*, vol. 33, pp. 55–69, 2017.
- [43] Z. Cheng, H. Song, J. Wang, H. Zhang, T. Chang, and M. Zhang, "Hybrid firefly algorithm with grouping attraction for constrained optimization problem," *Knowl Based Syst*, vol. 220, p. 106937, 2021.
- [44] S. Gupta, H. Abderazek, B. S. Yıldız, A. R. Yildiz, S. Mirjalili, and S. M. Sait, "Comparison of metaheuristic optimization algorithms for solving constrained mechanical design optimization problems," *Expert Syst Appl*, vol. 183, p. 115351, 2021.

This is an open access article under the CC-BY license

