**Olasılıksal Seçim Yöntemlerinin Meta-Sezgisel Arama Sürecine Etkisinin Araştırılması**

Hamdi Tolga Kahraman1, Sefa Aras1, Eyüp Gedikli1

htolgakahraman@ktu.edu.tr, sefaaras@ktu.edu.tr, gediklie@ktu.edu.tr

1 Karadeniz Teknik Üniversitesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü, Trabzon-Türkiye

**Özet**

Çok sayıda yerel çözüme ve yüksek karmaşıklık düzeyine sahip arama uzayları, MSA algoritmaları için çözülmesi zor problemlerdir. Yüzlerce MSA tekniği geliştirilmiş olmasına karşın çok azı bu tür problemlerde test edilmekte ve başarılı olabilmektedir. Bunun sebebi meta-sezgisel arama (MSA) sürecinin başarısını belirleyen öğelerin yetenek ve uyum problemlerinden kaynaklanmaktadır. MSA sürecinin iki temel öğesi seçim yöntemleri ve arama operatörleridir. MSA süreci bu öğelerin tekrar eder şekilde uygulandığı iki adımdan oluşur. Seçim işlemleri adımında, MSA sürecinde referans alınacak olan konumlar belirlenir. Arama işlemleri adımında ise referans alınan konumlardan faydalanarak komşuluk araması ve çeşitlilik süreçleri işletilmektedir. Bu yönüyle değerlendirildiğinde, seçim yöntemi arama sürecinin nihai başarısını etkilemektedir. Seçim yöntemlerinin bu önemli rolüne karşın MSA sürecindeki etkileri yeterince araştırılmamıştır. Bu çalışmanın amacı, MSA algoritmalarında sıklıkla kullanılan olasılıksal seçim yöntemlerinin algoritmaların arama performanslarına olan etkilerini araştırmaktır. Bu amaçla yürütülen deneysel çalışmalarda modern ve güçlü 5 farklı MSA algoritması, dinamik yapıya sahip 10 adet çok modlu test problemi kullanılmıştır. Test problemleri 30, 50 ve 100 boyutlu olacak şekilde tasarlanarak olasılıksal seçim yöntemlerinin başarısı ile problem boyutları arasındaki ilişkiler araştırılmıştır. MSA algoritmaları farklı seçim yöntemleri ile tasarlanarak aralarındaki uyum araştırılmıştır. Deneysel çalışmalardan elde edilen bilgiler, MSA algoritmalarının karakteristiklerine bağlı olarak farklı seçim yöntemleri ile daha etkili arama performansı sergilediklerini ortaya koymaktadır. Kıyaslamalar Wilcoxon Runk Sum Test ile analiz edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Meta-sezgisel arama, Test problemleri, Olasılıksal seçim yöntemleri

1. **Giriş**

Meta-sezgisel arama (MSA) algoritmalarının optimizasyon problemlerindeki başarısı sayısız araştırmayı tetiklemekte ve yeni algoritmaların geliştirilmesi için motivasyon sağlamaktadır. Özellikle karmaşıklık düzeyi yüksek ve maliyet hesabı kritik öneme sahip optimizasyon problemlerinde sağlanan iyileşmeler rekabet ve sürdürülebilirlik açısından önemli avantajlar sunmaktadır. Meta-sezgisel algoritmaların uygulama alanları sadece optimizasyonla da sınırlı değildir. Tahmin, sınıflandırma ve kümeleme problemlerinin modellenmesinin yanı sıra melez algoritmaların tasarımında ve geliştirilmesinde de yaygın ve başarılı bir şekilde uygulanmaktadırlar. Özellikle yapay sinir ağlarının optimizasyonu, k-en yakın komşu sınıflandırıcının, karar ağaçlarının ve bulanık mantık-temelli algoritmaların melezleştirilmesi ve son dönemlerin popüler araştırma konularından derin öğrenme, büyük veri uygulamalarında da MSA algoritmalarından faydalanılmaktadır. Böylesi geniş bir uygulama sahasına sahip MSA algoritmalarındaki gelişmeler farklı disiplinlerden binlerce araştırmacı tarafından yakından takip edilmektedir.

Literatürde sürekli değer optimizasyon problemleri tiplerine göre genellikle dört kategoriye ayrılmaktadır. Bunlar tek modlu, çok modlu, melez ve komposizyon (compostion) problemlerdir. Bu problem tipleri, 1994 yılından buyana her yıl düzenli bir şekilde gerçekleştirilen IEEE evrimsel hesaplama (IEEE CEC) konferanslarındaki çalışmaların da katkılarıyla ortaya çıkmıştır [1]. MSA algoritmalarını test etmek ve rakip algoritmalarla karşılaştırarak arama performanslarını doğrulamak amacıyla bu dört problem tipinden test fonksiyonlarını içeren karşılaştırma problemleri havuzu oluşturulmaktadır. Buna göre tek modlu problemlerde yerel çözüm tuzakları bulunmamaktadır. Bu problemler algoritmaların yakınsama hızlarının test edilmesi amacıyla kullanılmaktadırlar [2-4]. Komşuluk arama yeteneği yüksek algoritmalar bu problem türünde başarılı olmaktadırlar. Çok modlu problemler ise yerel çözüm tuzakları barındıran problem türüdür. Örneğin Michalewicz test fonksiyonunda yerel minimum sayısı, problem boyutuna (n) bağlı olarak faktöriyeli (n!) ifadesiyle değişmektedir. Yerel çözüm tuzakları çok modlu problemlerin optimizasyonu zorlaştırmaktadır [5]. Çok modlu problemlerin arama uzaylarındaki tuzaklardan kurtulmak algoritmaların çeşitlilik sağlama yeteneğine bağlıdır. MSA algoritmalarının çeşitlilik işlevlerini test etmek amacıyla çok modlu test fonksiyonları kullanılmaktadır. Melez ve derleme problem türleri ise algoritmaların hem komşuluk araması hem de çeşitlilik yeteneklerini dengeli bir şekilde yönetmelerini gerektirmektedir. Dolayısıyla bu iki problem türündeki test fonksiyonları da MSA algoritmalarının yakınsama hızı ve çeşitlilik dengesini ölçmek amacıyla kullanılmaktadırlar. Bahsedilen problem türlerinin özelliklerine bağlı olarak MSA algoritmalarının yerine getirmesi gereken gereksinimleri iki başlık altında toplamak mümkündür. Bunlar komşuluk araması ve çeşitlilik gereksinimlerdir. MSA algoritmaları, bu iki gereksinimi başarılı bir şekilde yerine getirecek şekilde tasarlanmalıdırlar. MSA algoritmalarının arama başarısı üzerinde etkili olan birçok faktör bulunmaktadır. Bunları dört ana başlık altında özetlemek mümkündür. Bunlar sırasıyla dağılım yöntemleri [6], seçim yöntemleri [7], arama operatörleri [8-9] ve arama stratejileridir [10-11]. *Dağılım yöntemleri*, çözüm adaylarının arama uzayındaki ilk konumlarını belirlemektedir. Rasgele dağılım, gauss dağılımı ve levy dağılımı en çok kullanılan dağılım yöntemleridir. *Seçim yöntemleri*, arama uzayında belirli konumları temsil eden çözüm adayları arasından arama sürecini yönlendirecek olanları seçme işlemidir. Literatürde sıklıkla olasılıksal, açgözlü, indeks esaslı ve rasgele seçim yöntemlerinden bir kaçını içeren algoritmalara rastlanılmaktadır. *Arama operatörleri,* MSA algoritmasının doğal süreçteki işleyişinin taklit edilmesini sağlamaktadırlar. Seçim sürecinden elde edilen çözüm adayları MSA algoritmalarının arama operatörleri tarafından parametre olarak alınmakta ve arama uzayındaki konum değişimleri bu adayların konumları üzerinden işlem yapılarak (referans alınarak) gerçekleştirilmektedir. Operatörlerin tasarımlarındaki başarı algoritmaların performansı üzerinde etkili olmaktadır. Arama operatörleri komşuluk aramasının yapılmasında ve çeşitliliğin sağlanmasında kullanılan matematiksel ifadeleri ve bu ifadelerde yer alan dinamik değişkenleri, belirli bir aralıkta rasgele değerler alan katsayıları ve sabitleri içermektedir. Son olarak, *arama stratejileri* ele alınacak olursa, arama sürecinin ve algoritmanın sahip olduğu tüm yeteneklerin yönetimi ile ilişkilidir. MSA algoritmalarının arama süreci yaşam döngüsünün başarısı üzerinde etkilidirler. Operatörlerin tatbik edilme yöntemleri, kullanılma sıklıkları ve arama işleminde konum değişiminde kullanılacak doğal ya da yapay süreçler arama stratejileri ile belirlenmektedir. Doğada sürülerin yiyecek arama esnasında takip ettikleri coğrafi konumların matematiksel olarak taklit edildiği Levy adımları bunun bir örneğidir. Çok sayıda MSA algoritmasında Levy adımlarının taklit edilerek arama stratejisi geliştirilmiştir [12-13]. Benzer şekilde zıtlık esaslı öğrenme (opposition based learning) yöntemi de son dönemlerde MSA algoritmalarında tatbik edilen yapay bir öğrenme stratejisidir [14-15]. Topluluk içerisinden çözüm adaylarını seçmek için hangi yöntemin kullanılacağına karar vermek de bir stratejidir.

Bu çalışmada, MSA arama sürecinde aramanın yönünü ve arama operatörlerinin girdileri olan çözüm adaylarını belirleyen seçim yöntemleri üzerine bir araştırma yapılmaktadır. Çalışmanın kapsamı olasılıksal seçim yöntemi olan rulet tekerleği ile sınırlıdır. Deneysel çalışmalarda beş adet MSA algoritmasının üç farklı boyutta ve 10 adet çok modlu test problemi üzerindeki performansları incelenmektedir.

1. **Seçim Yöntemleri**

Literatürde yer alan seçim yöntemlerini üç kategoride sınıflandırmak mümkündür. Bunlar deterministik, rastgele ve karma ya da olasılıksal seçim yöntemleridir [16-18]. Deterministik seçim yöntemlerinde çözüm adayları topluluğu içerisinden rastgelelik içermeyen bir kurala/yönteme bağlı olarak çözüm adayları seçilmektedir. Açgözlü ve sıralı seçim yöntemleri en çok kullanılanlarıdır. Çözüm adayları topluluğu içerisindeki uygunluk değeri en büyük olan çözüm adayının seçilmesi buna örnektir. Topluluktaki en iyi çözüm adayının genlerini yeni nesillere aktarmanın bir yoludur. Açgözlü seçim yöntemi özellikle, arama operatörlerine komşuluk araması yaptırmak ve algoritmalara yakınsama işlevi kazandırmak amacıyla kullanılmaktadır. Sıralı seçim yönteminin başlıca işlevi algoritmaların çözüm uzayını düzenli bir şekilde aramasını sağlamaktır. Arama topluluğu problemin çözüm uzayı olarak değerlendirildiğinde bu topluluktaki her bir çözüm adayının araştırılması gerekir. Bu amaçla sıralı yöntem, her bir çözüm adayının topluluk içindeki indeks numarasına bağlı olarak arama sürecine dahil edilmesi şeklinde icra edilmektedir. Rastgele seçim yöntemi ise çözüm adayları topluluğundan herhangi bir adayın rastgele bir şekilde belirlenmesi şeklinde tatbik edilmektedir. Bu seçim yönteminin MSA sürecinde kullanılmasının amacı, arama sürecinde çeşitliliğe katkı sağlamaktır. Arama sürecinde uygunluk değeri en büyük olan çözüm adaylarının kullanılması halinde hızlı bir yakınsama oluşmakta ancak bu yakınsama genellikle yerel çözüm tuzağına yakalanmaya neden olmaktadır. Bu durum literatürde prematüre (engelli) yakınsama problemi olarak ifade edilmektedir. Rastgele seçim yöntemi topluluktaki çeşitliliğin artmasına yol açarak bu problemin çözümüne katkı sağlamaktadır. Bu sebeple MSA algoritmalarının arama operatörlerinde genellikle rastgele seçim yöntemi ile belirlenen çözüm adaylarının girdi parametrelerinden biri olduğu görülmektedir. Son olarak olasılıksal ya da karma seçim yöntemlerinden bahsedilecek olursa, bu seçim yöntemi özellikle genetik algoritma gibi evrimsel algoritmalar tarafından kullanılmakta ve doğal seleksiyon sürecinin taklit edilmesi esasına dayanmaktadır. Karma seçim yöntemi olarak adlandırılmasının nedeni hem deterministik hem de rastgele işlemlerden oluşmasıdır. Olasılıksal seçim yönteminin en sık kullanılan iki örneği rulet tekerleği ve turnuva yöntemleridir. Bu iki yöntemde de topluluk içerisindeki çözüm adaylarının uygunluk değerlerine bağlı olarak seçilme olasılıkları hesaplanır. Rulet tekerleğinde seçim işlemi bu olasılıklara bağlı olarak tek adımda gerçekleşirken, turnuva yönteminde iki adımda gerçekleşmektedir. Turnuva yönteminin ilk adımı turnuvaya katılacak olan adayların topluluk içerisinden rastgele bir şekilde seçilmesidir. İkinci adımda seçilen adaylar arasında turnuva yapılır. Uygunluk değeri en büyük olan aday seçilir.

1. **Yöntem**
   1. **Çok modlu test fonksiyonları**

Bu çalışmada kullanılan çok modlu test fonksiyonları Tablo 1’de gösterilmektedir [1].

**Tablo 1.** Çok modlu test fonksiyonları

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| İsim | Fonksiyon | Aralık | Opt. |
| Alpine |  | [-100, 100] | 0 |
| Griewank |  | [-600, 600] | 0 |
| Inverted Cosine Mixture |  | [-100, 100] | 0 |
| Levy |  | [-10, 10] | 0 |
| Rastrigin |  | [-100, 100] | 0 |
| Salomon |  | [-100, 100] | 0 |
| Schaffer |  | [-100, 100] | 0 |
| Styblinski-Tang |  | [-5, 5] | 0 |
| SumPower |  | [-10, 10] | 0 |
| Zakharov |  | [-5, 10] | 0 |

* 1. **Olasılıksal Seçim Yönteminin MSA Algoritmalarına Uygulanması**

Bu bölümde olasılıksal seçim yönteminin (rulet tekerleğinin) tatbik edildiği algoritmalar hakkında bilgi verilmektedir. Bunlar Parçacık Sürü Optimizasyon (Particle Swarm Otpimizer, PSO) [19], (Grey Wolf Optimizer, GWO) [20], Ortak Yaşayan Organizmalar Araması (Symbiotic Organism Search, SOS) [21], Karga Arama Algoritması (Crow Search Algorithm, CSA) [22] ve Çakal Optimizasyon Algoritması (Coyote Optimization Algorithm, COA) [23] dır. PSO algoritması, sürü tabanlı bir evrimsel hesaplama algoritmasıdır. Doğada balık ve kuş türleri gibi sürü tabanlı yaşam süren canlıların yiyecek arama davranışlarını esas alarak geliştirilmiştir. Sürüdeki her bir üyeye parçacık denilmektedir. Her parçacığın bir konumu, hızı ve ivmesi vardır. PSO algoritmasının önemli özelliklerinde biri hafızaya sahip olmasıdır. Yani her bir parçacığın arama süreci yaşam döngüsünün başından itibaren ziyaret ettiği en iyi konumun bilgisi parçacık hafızasında tutulmaktadır. Buna göre PSO algoritmasının doğayı taklit etmek için kullandığı yakınsama ve çeşitlilik operatörünün matematiksel ifadeleri Eşitlikler 1 ve 2’de verilmektedir. Eşitlik 1 ifadesi, bir parçacığın hızının hesaplanması için kullanılırken, Eşitlik 2’de verilen ifade ise parçacığın güncel konumunu hesaplamak için kullanılmaktadır.

……………………………………….……………(1)

....…………………………………………..…..(2)

,…*K* olmak üzere, DS sürüdeki parçacık sayısını, *K* toplam iterasyon sayısını, *c* ivmelenme sabitini, r1 ve r2 değerleri ise [0,1] aralığında üretilen rastgele sayıları, *d*. çözüm adayının i. iterasyondaki hızını, ise *d*. çözüm adayının i. iterasyondaki konumunu göstermektedir. *d* numaralı parçacığın hafızada tutulan en iyi konumu ile sürünün (global) en iyi çözüm adayı ise ile gösterilmektedir. GWO algoritması boz kurtların doğal yaşamından esinlenilerek geliştirilmiş sürü tabanlı bir optimizasyon algoritmasıdır. Hiyerarşik ilişkilere sahip sürüde 5-12 arasında kurt bulunmaktadır. Hiyerarşik ilişkinin en tepesinden itibaren aşağıya doğru sırasıyla alfa, beta, delta ve omega kurtları bulunmaktadır. Matematiksel modelleme sürecinde çözüm adayları topluluğunun en yüksek uygunluk değerine sahip ilk üç aday α, β, ẟ rolünde iken diğerleri ω rolündedir.

……………………....................……(3)

……………….……………....…(4)

………………………………………………………………..…………………(5)

Eşitlikler 3-5’de verilen ifadelerde *t*- güncel iterasyon numarasını, *A* ve *C* katsayı vektörlerini, *X* vektörüav’ın (besin kaynağının) konumunu, *A=2ar1-a* ve *C*=2*r2*olmak üzere, *a-* her iterasyonda doğrusal olarak 2’den 0’a (sıfır) doru azaltılır, *r1* ve *r2* [0, 1] aralığında rastgele değerler almaktadırlar. SOS ise ekosistemde ortak yaşam süren organizmaların birbirleriyle olan ilişkilerini esas alarak geliştirilmiş topluluk tabanlı bir MSA algoritmasıdır. SOS algoritmasında yeni nesil ekosistemdeki iki organizma arasındaki biyolojik etkileşim taklit edilerek üretilir. gerçek yaşamdaki biyolojik etkileşime benzeyen ve üç evreden oluşan süreç: karşılıklı faydalanma, tek taraflı faydalanma ve biri faydalanırken diğerinin zarar gördüğü üç evrede modellenmektedir. Mutualism evresinde Xi ve Xj organizmalarından yeni nesilleri türetirken bunlar arasındaki faydalanma esaslı ortak yaşamı temel alan ve Eşitlikle 6, 7 ve 8’de verilen bir model kullanılır:

(i) Xinew=Xi+rand(0,1)\*(Xbest-Mutual\_Vector\*BF1) ……………………………………………..(6)

(ii) Xjnew=Xj+rand(0,1)\*(Xbest-Mutual\_Vector\*BF2) ……………………………………………..(7)

(iii) Mutual\_Vector= (Xi+Xj)/2……………………………………………………………………(8)

Burada kazanç faktörleri olarak BF1 ve BF2 her biri 1 veya 2 olacak şekilde rastgele olarak belirlenir. Bu faktörler her bir organizma için faydalanmanın düzeyini temsil eder. Örneğin bir organizmanın bir etkileşimden tamamen mi ya da kısmen mi faydalandığını gösterir. Xi ve Xj arasındaki kommensal ortak yaşama Eşitlik 9’da verildiği gibi hesaplanır.

Xinew=Xi+rand(-1,1)\*(Xbest-Xj)………………………………………………………………………...(9)

PSO ve GWO gibi bir başka sürü tabanlı algoritma da CSA (karga sürüsü algoritması) dır. Kargalar doğada diğer kuşları takip ederek onların sakladıkları yiyeceklerin yerlerini öğrenirler, onları çalarlar ve saklarlar. Sakladıkları yiyeceklerin konumlarını hatırlarlar. Her bir karga sakladığı yiyeceğin yerini hatırlamaktadır. Bu PSO’da ki her bir parçacığın en iyi konumunu hatırladığı mekanizmaya benzemektedir. Bir karganın başka bir kargayı takip ettiği durum iki şekilde modellenmektedir. İlk modelde, takip eden karga i-ile ve takip edilen ise j-ile temsil edilecek olursa ve takip edilen bu durumun farkında değilse i-kargasının j’nin sakladığı yiyeceği bulması Eşitlik 10’da verildiği gibi hesaplanır.

……………………………………………….(10)

Burada *ri* , [0, 1] arasında rastgele bir sayıdır. ise i. iterasyondaki uçuş mesafesini temsil etmektedir. *fl* değeri [0, 1] arasında iken (küçük değerler aldığında) CSA algoritması komşuluk araması yaparken büyük değerler aldığında (>1 iken) çeşitlilik etkisi yaratmaktadır. İkinci modelde, takip edilen j-indeksli karga bu durumun farkındadır. Buna göre j-kargası sakladığı yiyecek kaynağına değil farklı bir konuma hareket ederek, i’yi kandırır. Bu durumda, ile temsil edilen indeksli çözüm adayının konumu rastgele belirlenir. COA da PSO, GWO ve CSA gibi sürü tabanlı bir algoritmadır. COA, GWO’dan farklı olarak sadece avlanma davranışını modellemek yerine çakalların sosyal yapıları ve tecrübe paylaşımlarını da dikkate almaktadır. COA’da popülasyon alt paketlere bölünür. Her pakette yaklaşık 14 adet çakal bulunmaktadır. Doğada her bir pakette iki adet alfa birey bulunduğu bilinmesine karşın COA’da bu sayı 1 (bir) dir. Alfa birey paketteki uygunluk değeri en yüksek bireydir. COA’da ayrıca her bir pakette yer alan çakallar arasındaki sosyal iletişimin ve bilgi aktarımının karşılığı olarak kültürel eğilim operatörü tanımlanmıştır. Bu operatörün görevi paketin geçmişten bu yana elde ettiği tecrübeyi bir kültür olarak üyelere aktarmasıdır. Bu işlem Eşitlikler 11 ve 12’de verildiği gibi yerine getirilmektedir.

………………………………………………………………………………(11)

………………………………………………………………………………...(12)

Buna göre alfa bireyinin paket içerisinden seçilen rastgele bir üye olan *cr1* üzerindeki kültürel farklılık etkisini, ise paketin kültürel eğiliminin rastgele seçilen bir üye olan *cr2* üzerindeki etkisini göstermektedir. *p*-paket, *t*-iterasyon, *r1* ve *r2* rastgele sayılardır (paketin sınırları arasında). Paket içerisindeki kültürel etkileşimler neticesinde bir çakalın sosyal statüsü Eşitlik 13’de verildiği gibi hesaplanır. Eşitlik 13’de yer alan *r1* ve *r2* sayıları [0,1] aralığında rastgele oluşturulur ve alfa ve paket etkisini ağırlıklandırmak için kullanılırlar. *p*-paketinde, *t*-iterasyonunda *c*-indisli çakalın güncellenme durumu uygunluk değeri iyileşmişse gerçekleşir. Aksi halde mevcut sosyal konumunu devam ettirir.

……………………………….………………………………(13)

Algoritmalar hakkında bilgi verdikten sonra her algoritmanın arama süreci yaşam döngüsünde yer alan çözüm adayları ve bu adayların seçilmesinde benimsenen yöntem Tablo 2’de verilmektedir.

**Tablo 2.** MSA algoritmalarında arama süreci yaşam döngüsünde yer alan çözüm adayları

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Algoritma adı ve Yılı | Arama Evresi/Operatörü | Çözüm adayı | Seçim Yöntemi |
| PSO [P1, P2], 1995 | Yiyecek Arama/parçacık hareketi | *xid*,  *pid*,  *pgd* | *xi*: i, indeks sırası (sıralı)  *pi*:i. adayın hafızada tutulan en iyi konumu (açgözlü)  *pgd*: sürüdeki en iyi parçacığın konumu (açgözlü) |
| GWO [P3], 2014 | Hiyerarşi/Avlanma | alfa,  beta, delta | Açgözlü  α: En iyi aday  β: İkinci en iyi aday  ẟ: Üçüncü en iyi aday |
| SOS [P4], 2014 | Mutualizm, Kommensalizm ve Parazitizm | Xi,  Xj,  Xbest | Xi: i, indeks sırası  Xj: rastgele  Xbest: En iyi aday |
| CSA [P5], 2016 | Yeni Konum Üretme/Takip (hırsızlık) | Xi,  mj | Xi: i, indeks sırası  mj: rastgele (hafızada) |
| COA [P6], 2018 | Sosyal şart | alfa,  r1, r2  *cult* | α: En iyi aday (her bir alt sürüdeki/paketteki)  r1, r2= *pth* paketten rastgele seçilen aday  *cult* = *pth* paketteki ortanca aday |

Tablo 2’de verilen bilgiler dikkate alınarak, deneysel çalışmalarda kullanılan MSA algoritmalarında rulet seçim tekniğinin nasıl uygulanacağına karar verilmiştir. Buna göre, PSO’da *pi*, GWO’da ẟ (delta), SOS’da Xj, CSA’da mj ve COA’da *cult* yerine olasılıksal seçim yöntemi rulet tekerleği ile belirlenen çözüm adayı kullanılmıştır.

1. **Deneysel Çalışma**

Deneysel çalışmalar, rulet seçim yönteminin algoritmaların arama performanslarında yarattığı etkiyi keşfetmek amacıyla algoritmaların baz modelleriyle yapılan karşılaştırmaları kapsamaktadır. Bu amaçla Tablo 1’de verilen çok modlu test problemleri ve Tablo 2’de verilen algoritmalar kullanılmıştır. Deneysel çalışmalar 51 bağımsız tekrar ile gerçekleştirilmiştir. Arama süreci sonlandırma kriteri olarak amaç fonksiyonu azami çağırma sayısı kullanılmıştır. Bu sayede algoritmalar arası karşılaştırmaların eşit şartlar altında yürütülmesi sağlanmıştır. Amaç fonksiyonunu azami çağırma sayısı problem boyutunun bin katı olacak şekilde (1000\**b*) ayarlanmıştır. Deneysel çalışma sonucu olarak her bağımsız çalışmanın en başarılı çözüm adayı kayıt altına alınmıştır. Elde edilen sonuçlar Wilcoxon Runk Sum Test ile ikili karşılaştırmaya tabi tutulmuş ve istatistiksel anlamlılık düzeyi %5 olarak ayarlanarak elde edilen sonuçların kayda değerliği araştırılmıştır.

* 1. **Ayarlar**

Algoritma ayarları için ilgili algoritmaların referans çalışmalarında verilen ve Tablo 3’de paylaşılan değerler aynı şekilde kullanılmıştır.

**Tablo 3.** MSA algoritmalarının parametre ayarları

|  |  |
| --- | --- |
| **Algoritma** | **Parametre Ayarları** |
| SOS | Ekositemdeki organizma sayısı = 50 |
| GWO | Arama ajanlarının sayısı=30 |
| PSO | Sürüdeki parçacık sayısı= 30 |
| COA | Np = 20, Nc = 5, çakal sayısı = Np \* Nc |
| CSA | Sürüdeki karga sayısı = 20,farkındalık katsayısı = 0.1, uçuş mesafesi= 2 |

* 1. **İstatistiksel Analiz Sonuçları**

Bu bölümde rakip algoritmaların sergiledikleri arama performanslarının karşılaştırması yapılmaktadır. Buna göre algoritmaların rulet seçimi uygulanmış varyasyonlarının ve baz modellerinin çok modlu 8 problem üzerindeki performansları incelenmektedir. Buna göre algoritmaların 30, 50 ve 100 boyutlu problemler için en küçük ve ortalama hata değerleri Tablo 4’de verilmektedir. Talo 4’ün birbirini takip eden satırları baz algoritma ve rulet seçim yönteminin uygulandığı algoritma olacak şekilde verilmektedir. İkili karşılaştırma neticesinde daha iyi sonucu veren algoritma “+” ile benzer sonuç elde edilmesi (istatistiksel anlamlılık yok) “=” ile ve karşılaştırma neticesinde kötü sonuç veren algoritma ise “-” ile verilmektedir.

**Tablo 4.** Algoritmaların 30, 50 ve 100 boyutlu problemler içinelde ettikleri en küçük ve ortalama hata değerleri

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **F** | **A** | **Boyut = 30** | | | **Boyut = 50** | | | **Boyut = 100** | | |
| **En az** | **Ort.** | **Baş.** | **En az** | **Ort.** | **Baş.** | **En az** | **Ort.** | **Baş.** |
| 1 | SOS | 2,65E-19 | 1,06E-18 |  | 5,58E-32 | 4,88E-31 |  | 2,55E-63 | 4,84E-62 |  |
| R-SOS | 5,11E-21 | 2,53E-20 | **+** | 4,53E-34 | 3,52E-33 | **+** | 9,09E-67 | 1,54E-65 | **+** |
| GWO | 4,23E-34 | 1,64E-04 |  | 2,58E-43 | 1,71E-05 |  | 4,23E-34 | 1,64E-04 |  |
| R-GWO | 5,47E-27 | 8,54E-05 | **=** | 1,06E-35 | 2,38E-05 | **-** | 4,24E-53 | 6,41E-06 | **+** |
| COA | 4,63E+01 | 6,16E+01 |  | 7,37E+01 | 1,05E+02 |  | 1,59E+02 | 1,88E+02 |  |
| R-COA | 1,77E+01 | 3,09E+01 | **+** | 2,66E+01 | 4,65E+01 | **+** | 6,47E+01 | 9,66E+01 | **+** |
| CSA | 1,12E+01 | 3,81E+01 |  | 4,06E+01 | 8,01E+01 |  | 1,55E+02 | 2,08E+02 |  |
| R-CSA | 1,65E+01 | 3,89E+01 | **=** | 4,88E+01 | 8,20E+01 | **=** | 1,55E+02 | 2,33E+02 | **-** |
| PSO | 8,56E-03 | 5,14E-01 |  | 5,26E-02 | 7,72E-01 |  | 9,02E-01 | 4,59E+00 |  |
| R-PSO | 3,61E+02 | 4,50E+02 | **-** | 7,36E+02 | 9,10E+02 | **-** | 1,77E+03 | 2,11E+03 | **-** |
| 2 | SOS | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  |
| R-SOS | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** |
| GWO | 0,00E+00 | 2,24E-03 |  | 0,00E+00 | 7,47E-04 |  | 0,00E+00 | 2,24E-03 |  |
| R-GWO | 0,00E+00 | 2,60E-03 | **=** | 0,00E+00 | 1,40E-03 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **+** |
| COA | 5,30E+00 | 8,90E+00 |  | 4,12E+00 | 1,03E+01 |  | 9,00E+00 | 1,33E+01 |  |
| R-COA | 9,55E-01 | 1,02E+00 | **+** | 7,45E-01 | 9,69E-01 | **+** | 8,78E-01 | 1,03E+00 | **+** |
| CSA | 3,76E-02 | 1,77E-01 |  | 8,65E-02 | 1,74E-01 |  | 9,64E-02 | 1,78E-01 |  |
| R-CSA | 5,35E-02 | 1,51E-01 | **=** | 9,92E-02 | 1,84E-01 | **=** | 1,21E-01 | 1,70E-01 | **=** |
| PSO | 1,48E-05 | 1,39E-02 |  | 2,94E-04 | 1,04E-02 |  | 3,81E-02 | 1,50E-01 |  |
| R-PSO | 1,38E+02 | 2,25E+02 | **-** | 3,84E+02 | 4,94E+02 | **-** | 9,84E+02 | 1,20E+03 | **-** |
| 3 | SOS | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  |
| R-SOS | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** |
| GWO | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  |
| R-GWO | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** |
| COA | 6,59E+02 | 1,05E+03 |  | 6,34E+02 | 1,14E+03 |  | 8,30E+02 | 1,25E+03 |  |
| R-COA | 3,92E+00 | 5,46E+00 | **+** | 4,16E+00 | 6,69E+00 | **+** | 1,03E+01 | 1,64E+01 | **+** |
| CSA | 1,99E+00 | 3,99E+00 |  | 4,47E+00 | 7,87E+00 |  | 1,26E+01 | 1,82E+01 |  |
| R-CSA | 2,24E+00 | 4,13E+00 | **=** | 3,50E+00 | 8,29E+00 | **=** | 1,45E+01 | 1,87E+01 | **=** |
| PSO | 1,85E-04 | 3,53E-01 |  | 3,61E-01 | 1,11E+00 |  | 2,62E+00 | 5,28E+00 |  |
| R-PSO | 1,63E+04 | 2,38E+04 | **-** | 4,15E+04 | 5,58E+04 | **-** | 1,09E+05 | 1,29E+05 | **-** |
| 4 | SOS | 1,25E-09 | 5,44E-02 |  | 3,40E-07 | 3,29E-01 |  | 4,07E-02 | 6,09E+00 |  |
| R-SOS | 2,62E-09 | 7,74E-02 | **=** | 5,28E-07 | 5,02E-01 | **=** | 1,71E+00 | 9,45E+00 | **-** |
| GWO | 3,24E-03 | 4,34E+00 |  | 9,14E+00 | 1,53E+01 |  | 3,24E-03 | 4,34E+00 |  |
| R-GWO | 4,00E+00 | 8,30E+00 | **-** | 1,48E+01 | 2,34E+01 | **-** | 6,11E+01 | 7,05E+01 | **-** |
| COA | 8,72E+00 | 1,85E+01 |  | 1,31E+01 | 2,37E+01 |  | 2,25E+01 | 3,33E+01 |  |
| R-COA | 2,65E-02 | 7,17E-02 | **+** | 2,32E-02 | 6,52E-02 | **+** | 5,53E-02 | 1,79E-01 | **+** |
| CSA | 1,08E-01 | 7,40E+00 |  | 1,52E+00 | 3,89E+01 |  | 6,25E+01 | 1,23E+02 |  |
| R-CSA | 1,42E-01 | 6,91E+00 | **=** | 1,34E+01 | 3,78E+01 | **=** | 5,77E+01 | 1,37E+02 | **-** |
| PSO | 1,12E-07 | 1,94E-02 |  | 8,29E-06 | 6,04E-02 |  | 1,77E-03 | 2,93E-01 |  |
| R-PSO | 2,50E+02 | 3,67E+02 | **-** | 5,98E+02 | 8,14E+02 | **-** | 1,71E+03 | 2,04E+03 | **-** |
| 5 | SOS | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  |
| R-SOS | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** |
| GWO | 0,00E+00 | 7,60E-01 |  | 0,00E+00 | 6,69E-02 |  | 0,00E+00 | 7,60E-01 |  |
| R-GWO | 0,00E+00 | 1,10E+00 | **=** | 0,00E+00 | 4,36E-01 | **=** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **+** |
| COA | 7,76E+02 | 1,34E+03 |  | 1,16E+03 | 1,59E+03 |  | 1,91E+03 | 2,40E+03 |  |
| R-COA | 1,23E+02 | 1,62E+02 | **+** | 2,01E+02 | 2,60E+02 | **+** | 5,11E+02 | 6,26E+02 | **+** |
| CSA | 1,88E+02 | 3,32E+02 |  | 4,00E+02 | 7,79E+02 |  | 1,21E+03 | 1,93E+03 |  |
| R-CSA | 1,76E+02 | 3,49E+02 | **=** | 5,13E+02 | 8,37E+02 | **=** | 1,19E+03 | 1,89E+03 | **=** |
| PSO | 3,35E+01 | 6,99E+01 |  | 9,61E+01 | 1,51E+02 |  | 2,91E+02 | 4,41E+02 |  |
| R-PSO | 1,59E+04 | 2,49E+04 | **-** | 4,01E+04 | 5,67E+04 | **-** | 1,09E+05 | 1,35E+05 | **-** |
| 6 | SOS | 9,99E-02 | 9,99E-02 |  | 9,99E-02 | 9,99E-02 |  | 9,99E-02 | 9,99E-02 |  |
| R-SOS | 9,99E-02 | 9,99E-02 | **=** | 9,99E-02 | 9,99E-02 | **=** | 9,99E-02 | 9,99E-02 | **=** |
| GWO | 9,99E-02 | 1,49E-01 |  | 9,99E-02 | 1,69E-01 |  | 9,99E-02 | 1,49E-01 |  |
| R-GWO | 9,99E-02 | 1,31E-01 | **=** | 9,99E-02 | 1,47E-01 | **+** | 9,99E-02 | 1,69E-01 | **=** |
| COA | 4,10E+00 | 5,37E+00 |  | 4,70E+00 | 6,26E+00 |  | 6,50E+00 | 7,71E+00 |  |
| R-COA | 9,78E-01 | 1,27E+00 | **+** | 1,13E+00 | 1,54E+00 | **+** | 2,20E+00 | 2,69E+00 | **+** |
| CSA | 7,00E-01 | 1,02E+00 |  | 1,20E+00 | 1,45E+00 |  | 1,90E+00 | 2,31E+00 |  |
| R-CSA | 7,00E-01 | 1,00E+00 | **=** | 1,10E+00 | 1,46E+00 | **=** | 1,80E+00 | 2,31E+00 | **=** |
| PSO | 5,00E-01 | 5,67E-01 |  | 6,58E-01 | 1,07E+00 |  | 1,80E+00 | 2,20E+00 |  |
| R-PSO | 1,27E+01 | 1,68E+01 | **-** | 2,28E+01 | 2,52E+01 | **-** | 3,32E+01 | 3,75E+01 | **-** |
| 7 | SOS | 3,13E-03 | 3,13E-03 |  | 3,13E-03 | 3,13E-03 |  | 3,13E-03 | 3,13E-03 |  |
| R-SOS | 3,13E-03 | 3,13E-03 | **=** | 3,13E-03 | 3,13E-03 | **=** | 3,13E-03 | 3,13E-03 | **=** |
| GWO | 3,13E-03 | 3,13E-03 |  | 3,13E-03 | 3,13E-03 |  | 3,13E-03 | 3,13E-03 |  |
| R-GWO | 3,13E-03 | 3,13E-03 | **=** | 3,13E-03 | 3,13E-03 | **=** | 3,13E-03 | 3,13E-03 | **+** |
| COA | 4,90E-01 | 4,96E-01 |  | 4,95E-01 | 4,98E-01 |  | 4,97E-01 | 4,99E-01 |  |
| R-COA | 2,94E-01 | 3,80E-01 | **+** | 3,54E-01 | 4,01E-01 | **+** | 4,25E-01 | 4,56E-01 | **+** |
| CSA | 6,51E-02 | 1,09E-01 |  | 1,05E-01 | 1,57E-01 |  | 1,87E-01 | 2,37E-01 |  |
| R-CSA | 5,21E-02 | 1,10E-01 | **=** | 1,06E-01 | 1,53E-01 | **=** | 1,63E-01 | 2,40E-01 | **=** |
| PSO | 2,32E-02 | 4,53E-02 |  | 6,51E-02 | 1,13E-01 |  | 2,47E-01 | 3,12E-01 |  |
| R-PSO | 4,99E-01 | 5,00E-01 | **-** | 5,00E-01 | 5,00E-01 | **-** | 5,00E-01 | 5,00E-01 | **-** |
| 8 | SOS | 1,41E+01 | 4,41E+01 |  | 2,92E+01 | 9,35E+01 |  | 2,27E+02 | 3,30E+02 |  |
| R-SOS | 3,30E-03 | 3,35E+01 | **+** | 2,91E+01 | 9,55E+01 | **=** | 2,14E+02 | 3,25E+02 | **=** |
| GWO | 1,38E+02 | 2,61E+02 |  | 4,33E+02 | 5,73E+02 |  | 1,38E+02 | 2,61E+02 |  |
| R-GWO | 1,67E+02 | 3,17E+02 | **-** | 4,31E+02 | 6,82E+02 | **-** | 1,34E+03 | 1,69E+03 | **-** |
| COA | 4,05E+01 | 7,08E+01 |  | 6,31E+01 | 1,18E+02 |  | 1,18E+02 | 2,00E+02 |  |
| R-COA | 5,73E+00 | 2,79E+01 | **+** | 7,66E+00 | 3,51E+01 | **+** | 2,11E+01 | 4,88E+01 | **+** |
| CSA | 7,80E+01 | 1,66E+02 |  | 1,56E+02 | 3,02E+02 |  | 4,72E+02 | 6,36E+02 |  |
| R-CSA | 8,51E+01 | 1,68E+02 | **=** | 2,12E+02 | 3,11E+02 | **=** | 5,01E+02 | 6,52E+02 | **=** |
| PSO | 8,48E+01 | 1,68E+02 |  | 1,98E+02 | 2,86E+02 |  | 4,38E+02 | 6,02E+02 |  |
| R-PSO | 2,66E+02 | 3,89E+02 | **-** | 5,80E+02 | 7,31E+02 | **-** | 1,37E+03 | 1,60E+03 | **-** |
| 9 | SOS | 1,03E-95 | 4,62E-91 |  | 2,44E-159 | 1,53E-154 |  | 0,00E+00 | 0,00E+00 |  |
| R-SOS | 2,48E-142 | 2,10E-105 | **+** | 3,17E-227 | 6,27E-177 | **+** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **=** |
| GWO | 7,59E-203 | 1,36E-185 |  | 0,00E+00 | 1,16E-296 |  | 7,59E-203 | 1,36E-185 |  |
| R-GWO | 5,43E-169 | 6,03E-147 | **-** | 8,78E-271 | 1,20E-241 | **-** | 0,00E+00 | 0,00E+00 | **+** |
| COA | 9,15E+04 | 3,37E+08 |  | 2,55E+08 | 1,51E+16 |  | 3,30E+21 | 5,75E+33 |  |
| R-COA | 3,24E-08 | 6,11E-06 | **+** | 4,31E-09 | 5,28E-04 | **+** | 1,32E-01 | 1,62E+05 | **+** |
| CSA | 3,38E-07 | 3,05E-06 |  | 4,52E-08 | 1,52E-06 |  | 9,22E-08 | 4,00E-07 |  |
| R-CSA | 3,32E-07 | 2,91E-06 | **=** | 6,03E-08 | 1,29E-06 | **=** | 3,29E-08 | 3,15E-07 | **=** |
| PSO | 2,37E-17 | 1,97E-12 |  | 9,54E-13 | 1,44E-07 |  | 1,09E+00 | 6,77E+02 |  |
| R-PSO | 2,22E+06 | 2,30E+09 | **-** | 4,29E+16 | 1,15E+23 | **-** | 9,75E+48 | 8,80E+56 | **-** |
| 10 | SOS | 2,27E-06 | 7,69E-05 |  | 2,69E-05 | 1,43E-03 |  | 7,24E-04 | 3,95E-02 |  |
| R-SOS | 6,96E-34 | 1,50E-09 | **+** | 1,29E-76 | 2,74E-08 | **+** | 1,80E-49 | 3,15E-08 | **+** |
| GWO | 3,48E-22 | 5,18E-19 |  | 1,99E-20 | 1,10E-16 |  | 3,48E-22 | 5,18E-19 |  |
| R-GWO | 1,33E-22 | 1,50E-19 | **+** | 1,18E-22 | 2,28E-19 | **+** | 1,75E-24 | 1,04E-16 | **=** |
| COA | 1,69E+02 | 2,91E+02 |  | 4,13E+02 | 6,12E+02 |  | 8,62E+02 | 1,45E+03 |  |
| R-COA | 6,15E+01 | 1,35E+02 | **+** | 2,05E+02 | 3,43E+02 | **+** | 7,55E+02 | 1,10E+03 | **+** |
| CSA | 1,50E+01 | 5,23E+01 |  | 1,41E+02 | 2,80E+02 |  | 6,32E+02 | 4,09E+11 |  |
| R-CSA | 2,56E+01 | 5,62E+01 | **=** | 1,49E+02 | 7,36E+03 | **=** | 7,90E+02 | 4,03E+11 | **=** |
| PSO | 2,29E-01 | 6,67E-01 |  | 4,18E+00 | 8,11E+00 |  | 8,66E+01 | 1,46E+02 |  |
| R-PSO | 1,94E+02 | 2,74E+02 | **-** | 4,81E+02 | 6,39E+02 | **-** | 1,35E+03 | 1,69E+03 | **-** |

Tablo 4’de verilen istatistiksel sonuçların özeti Tablo 5’de verilmektedir. Bu istatistiklere göre rulet tekerleğinin tatbik edildiği 5 algoritmadan ikisi olan SOS ve COA algoritmalarında daha etkili bir arama performansı elde edilmektedir. SOS algoritmasında problem boyutu arttıkça olasılıksal seçim yönteminin etkisinin azaldığı görülmektedir. GWO’da ise bunun tam tersi bir durum söz konusudur. Düşük boyutlu problemlerde GWO algoritmasının baz modeli daha başarılı iken problem boyutu arttıkça olasılıksal seçim yönteminin GWO algoritmasının arama performansını artırdığı anlaşılmaktadır. COA algoritmasında ise olasılıksal seçim yöntemi algoritmanın arama performansında ciddi bir olumlu etki yaratmıştır. CSA algoritmasında olasılıksal seçim yönteminin büyük bir etkisi olmadığı, PSO algoritmasında ise ciddi bir performans düşüşüne sebep olduğu anlaşılmaktadır.

**Tablo 5.** Wilcoxon ikili karşılaştırma sonuçlarının özeti

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **A** | **Boyut = 30** | | | **Boyut = 50** | | | **Boyut = 100** | | |
| İyi | Benzer | Kötü | İyi | Benzer | Kötü | İyi | Benzer | Kötü |
| R-SOS | 4 | 6 | 0 | 3 | 7 | 0 | 2 | 7 | 1 |
| R-GWO | 1 | 6 | 3 | 2 | 4 | 4 | 5 | 3 | 2 |
| R-COA | 10 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 |
| R-CSA | 0 | 10 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 8 | 2 |
| R-PSO | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 10 |

1. **Sonuçlar**

Bu makale çalışmasında, rulet olasılıksal seçim yönteminin MSA algoritmalarının çok modlu arama problemlerindeki performanslarına yaptığı etki incelenmiştir. Amaç, olasılıksal seçim yöntemlerinin doğada üstlendiği işlevi yerine getirip getirmediğini ortaya çıkarmak olarak belirlenmişti. Bu amaca yönelik olarak çok modlu test problemleri özellikle seçilmiştir. Bu problem tipi algoritmaların yerel çözüm tuzaklarına karşı koyma yeteneklerini ortaya çıkarmak için ideal olduğu için elde edilen performanslar olasılıksal seçim yönteminin çeşitlilik üzerindeki ya da prematüre yakınsama problemine karşı koyma yeteneğini göstermesi bakımından isabetli olmuştur. Sonuç olarak uygulanan olasılıksal seçim yönteminin beş algoritmada farklı etkiler yarattığı görülmüştür. Deneysel çalışma sonuçlarındaki farklılıklar, çeşitlilik ve komşuluk araması arasındaki hassas dengeyi sağlayan algoritmalarda olasılıksal seçim yönteminin olumsuz etki yaratarak bu dengeyi bozması olarak yorumlanabilir. Bunun yanında açgözlü seçim yönteminin ağırlıklı olduğu algoritmalarda ya da çeşitlilik sağlamada yetersiz kalınan durumlarda olasılıksal seçim yönteminin önemli bir iyileşme sağladığı söylenebilir.

**Kaynaklar**

1. Liang, J.J., Qu, B.Y., Suganthan, P.N. 2013. “Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2014 Special Session and Competition on Single Objective Real-Parameter Numerical Optimization”, Computational Intelligence Laboratory, Zhengzhou University, Zhengzhou, China and Nanyang Technological University, Singapore.
2. Tejani, G. G., Savsani, V. J., Patel, V. K., & Mirjalili, S. (2018). An improved heat transfer search algorithm for unconstrained optimization problems. Journal of Computational Design and Engineering.
3. Han, X., Liu, Q., Wang, H., & Wang, L. (2018). Novel fruit fly optimization algorithm with trend search and co-evolution. Knowledge-Based Systems, 141, 1-17.
4. Tang, D., Liu, Z., Yang, J., & Zhao, J. (2018). Memetic frog leaping algorithm for global optimization. Soft Computing, 1-29.
5. W. Gao, S. Liu, L. Huang, A novel artificial bee colony algorithm based modified search equation and orthogonal learning, IEEE Trans. Cybern. 43 (3) (2013) 1011–1024.
6. Kahraman, H. T., Aras, S., Guvenc, U., & Sonmez, Y. (2017, October). Exploring the effect of distribution methods on meta-heuristic searching process. In 2017 International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK) (pp. 371-376). IEEE.
7. Sun, W., Lin, A., Yu, H., Liang, Q., & Wu, G. (2017). All-dimension neighborhood based particle swarm optimization with randomly selected neighbors. Information Sciences, 405, 141-156.
8. W. Zhao, L. Wang and Z. Zhang, Atom search optimization and its application to solve a hydrogeologic parameter estimation problem, Knowledge-Based Systems (2018), 163, 283-304.
9. Tu, Q., Chen, X., & Liu, X. (2019). Multi-strategy ensemble grey wolf optimizer and its application to feature selection. Applied Soft Computing, 76, 16-30.
10. Tian, M., & Gao, X. (2019). Differential evolution with neighborhood-based adaptive evolution mechanism for numerical optimization. Information Sciences, 478, 422-448.
11. Draa, A., Chettah, K., & Talbi, H. (2018). A Compound Sinusoidal Differential Evolution algorithm for continuous optimization. Swarm and Evolutionary Computation.
12. Ali, M. Z., Awad, N. H., Reynolds, R. G., & Suganthan, P. N. (2018). A balanced fuzzy Cultural Algorithm with a modified Levy flight search for real parameter optimization. Information Sciences, 447, 12-35.
13. Chegini, S. N., Bagheri, A., & Najafi, F. (2018). PSOSCALF: A new hybrid PSO based on Sine Cosine Algorithm and Levy flight for solving optimization problems. Applied Soft Computing, 73, 697-726.
14. Truong, K. H., Nallagownden, P., Baharudin, Z., & Vo, D. N. (2019). A Quasi-Oppositional-Chaotic Symbiotic Organisms Search algorithm for global optimization problems. Applied Soft Computing, 77, 567-583.
15. Gupta, S., & Deep, K. (2019). A hybrid self-adaptive sine cosine algorithm with opposition based learning. Expert Systems with Applications, 119, 210-230.
16. Mohamed, A. W., Hadi, A. A., & Jambi, K. M. (2018). Novel mutation strategy for enhancing SHADE and LSHADE algorithms for global numerical optimization. Swarm and Evolutionary Computation.
17. Lin, A., Sun, W., Yu, H., Wu, G., & Tang, H. (2019). Global genetic learning particle swarm optimization with diversity enhancement by ring topology. Swarm and evolutionary computation, 44, 571-583.
18. Kallioras, N. A., Lagaros, N. D., & Avtzis, D. N. (2018). Pity beetle algorithm–A new metaheuristic inspired by the behavior of bark beetles. Advances in Engineering Software, 121, 147-166.
19. Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995, October). A new optimizer using particle swarm theory. In Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on (pp. 39-43). IEEE.
20. Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. Advances in engineering software, 69, 46-61.
21. Cheng, M. Y., & Prayogo, D. (2014). Symbiotic organisms search: a new metaheuristic optimization algorithm. Computers & Structures, 139, 98-112.
22. Askarzadeh, A. (2016). A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: crow search algorithm. Computers & Structures, 169, 1-12.
23. Pierezan, J. and Coelho, L. S. "Coyote Optimization Algorithm: A new metaheuristic for global optimization problems", Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), Rio de Janeiro, Brazil, July 2018, pages 2633-2640.