
Makale / Research Paper

En İyi Ajana Özel Davranış: Geliştirilmiş Yerçekimi Arama Algoritması

Uğur GÜVENÇ^a, Ferzan KATIRCIOĞLU^b

^aDüzce Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 81620 Düzce/TÜRKİYE

^bDüzce Üniversitesi, Düzce MYO, Elektronik ve Otomasyon Bölümü, 81010 Düzce/TÜRKİYE

ugurguven@duzce.edu.tr, ferzankatircioglu@duzce.edu.tr

Received/Geliş: 07.11.2015

Revised/Düzelme: -

Accepted/Kabul: 25.11.2015

Özet: Yerçekimi arama algoritması kütleler arasındaki çekim kuvvetini esas alır. Çekim kuvveti cisimlerin kütleleri ile doğru aralarındaki mesafenin karesi ile ters orantılıdır. Ayrıca çekim kuvvetinin yönü büyük cisme doğrudur. Yani kütlesi büyük olan cisimler yavaş hareket eder. Standart algoritma içerisindeki K_{best} yaklaşımına göre, kendisine etki eden ajanlar en iyi kütleyle sahip ajanlar arasından seçilmektedir. Buda bu çok büyük kütleli ajanın diğerleri gibi ivmesi, hızının büyük olması ve büyük oranda pozisyon değiştirmesi anlamına gelir. Genel davranış içerisinde, en iyi sonuç değerine sahip olması ve kütlesi büyük olan ajanın çok yavaş hareket etmesi gerekir. Bu çalışmada, en iyi sonuç değerine sahip ajanın bir sonraki döngüde toplam kuvvetini bulurken K_{best} yaklaşımının tam tersi K_{worst} uygulaması önerilmiştir. K_{worst} yaklaşımında, bu ajana etkiyen en kötü kütleyle sahip ajanları devreye sokarak toplam kuvveti, dolayısıyla hızının düşük olması amaçlanmıştır. Çok küçük oranlarda pozisyon değiştirmesi ile en iyi sonuç değerine yakınsama özelliğini artırılması hedeflenmiştir. Elde edilen sonuçlar standart yerçekimi arama algoritması ile karşılaştırılmış ve değerlendirilmiştir.

Anahtar kelimeler: Yerçekimi Arama Algoritması(YAA), Optimizasyon, En İyi Ajan.

Best Agent-specific Behavior: Improved Gravitational Search Algorithm

Abstract: Gravitational Search Algorithm has a gravitational force between masses. The gravitational force is proportional to the mass of agents and inversely proportional to the square of the distance between them. Also, the direction of the force of attraction is the big object. So great mass agents move slowly. According to the approach K_{best} , agents acting itself are selected from those with the best mass. This is means very massive agent such as other agents has an acceleration, a large changing velocity and substantially positions. Whereas, it had to move very slowly due from of the large mass and from having the best value. When agent that has the best value is found the total force in the next iteration, instead of K_{best} , K_{worst} application is proposed. In K_{worst} approach, by activating best agent to influence the worst mass with agents, the total force and therefore to a low velocity is intended. Increasing the convergence property values best results with the change in position in a very small proportion is targeted. The obtained results are compared and evaluated with the standard YAA algorithm.

Keywords: Gravitational Search Algorithm, Optimization, The Best Agent.

1. Giriş

Yerçekimi kanununu ve kütle etkileşimlerinden esinlenilerek gerçekleştirilmiş, fizik tabanlı sezgisel optimizasyon algoritması olan Yerçekimsel Arama Algoritması (YAA) ilk olarak Rashedi ve arkadaşları tarafından sunulmuştur[1]. Sunumundan itibaren araştırmacılar tarafından analiz

Bu makaleye atıf yapmak için

Güvenç, U, Katircioğlu, F., "En İyi Ajana Özel Davranış: Geliştirilmiş Yerçekimi Arama Algoritması" El-Cezerî Fen ve Mühendislik Dergisi 2016, 3(1); 143-153.

How to cite this article

Güvenç, U, Katircioğlu, F., "Best Agent-specific Behavior: Improved Gravitational Search Algorithm" El-Cezerî Journal of Science and Engineering, 2016, 3(1); 143-153.

edilmiş, endüstriyel uygulama alanlarında ve karmaşık problemlere uygulanarak, uygun çözümler ve iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir. Ancak, özellikle çok modellenmiş uygunluk fonksiyonlarında ve yüksek boyutlu problemlerde bazı sezgisel optimizasyon algoritmalarında olduğu gibi optimizasyon süreci içerisinde erken yakınsama veya başarısız sonuç elde etme sakıncaları görülmüştür. Bu dezavantajı ortadan kaldırmak için YAA içerisinde çeşitli iyileştirme operatörleri önerilmiştir.

Sarafzi vd. 2011 de yaptığı çalışmada en iyi çözüme sahip ajan sistemin yıldız kabul edilmiş ve diğer çözümler bu yıldızın çekim kuvveti altında dağılıp, bozulabilir özelliği kazandırılmıştır. İlgili ajanının ve ona en yakın komşu ajanın yıldız olan mesafeleri kontrol edilmiştir. Eğer özel eşik değerinden küçük ise ilgili ajan bozulur[2]. YAA'nın arama prosedürü içinde, ajan yönü tüm diğer ajanlardan aldığı toplam kuvvet esaslı olarak hesaplanmaktadır. Bu durum güncelleme evresinde, hafıza zayıflığı ve sadece ajan pozisyonlarının rol alması şeklinde iki dezavantaja sahiptir. Ancak, PSO algoritması ajanlar arasındaki sosyal bilgiyi ve geçmiş döngüden aldığı bir çeşit hafıza çeşidini kullanılır. PSO'nun güçlü sosyal bilgi ve hafıza özelliği YAA'da hız hesaplanması aşamasında kullanılarak ajan pozisyonuna olan bağımlılık azaltılmıştır[3,4]. Li vd. yaptığı çalışmada, sonsuz yıkım içeren tekrarlı kaotik haritalar tanıtımı yapılmış ve kaotik yerel arama operatörü YAA ile birleştirilmiştir. Kaotik aramanın temel prosedürü kaotik haritalar ile kaos değişkenleri üretme, üretilen kaos değişkenleri ile optimizasyon değişkenlerini projelendirme şeklinde gerçekleştirilmiştir[5]. Ajanların hızlarını alt ve üst limit aralıklarında tutarak algoritma içerisindeki ajanların uzaklaşmaları ve oluşan osilasyonları kontrol etmek amaçlanmıştır. Daha sonra düzenlenmiş bu YAA çalışması deterministik ve olasılık eğim kararlılık analizinin içinde minimum güvenilirlik endeksi ve minimum emniyet faktörünün araştırılmasında kullanılmıştır[6]. Han ve Chang orijinal YAA içerisinde ajanın hız hesaplanmasına kaotik vektör ilave etmişlerdir. Kaotik vektör içerisinde ajanların kütlelerini temsil eden parametre yerleştirilerek düzenlenmiş bu çalışma, güvenlik iletişiminde kanal gürültülerini dengelemek amacı ile kullanılmıştır[7]. Bir başka çalışma içerisinde, erken yakınsama, arama ve işletme kabiliyetini kaybetme problemlerinin üstesinden gelebilmek için hafıza stratejisini benimseyen kaotik pertürbasyon operatörü kullanılmıştır. Kaotik operatör yerel minimumdan kaçınırken küresel yakınsamayı geliştirme kabiliyetine sahiptir. Her bir bireysel ajanın şu ana kadar kişisel en iyi uygunluk değeri tutulur ve ardışık döngüde tekrar güncellenir. Gelecek pozisyonda en uygun geçmiş ile karşılaştırılarak küçük olan yerleştirilir[8]. Doraghinejad vd. geliştirdiği ayrık lokal arama operatörü algoritmanın işleme kabiliyetini artırmak için yapılmış olup, çeşitlendirilmiş olasılık ile birlikte dağıtım operatörünü kullanarak sistemin en iyi sonucuna uygulanması şeklinde gerçekleştirilmiştir. Dağıtım operatörü ile üretilen sayı ilgili olasılık değerinden küçükse, sistemin en iyi çözümüne bu yeni operatör uygulanır. Bu çalışma kablosuz ağlarda kanal atama problemlerine uygulanmıştır[9]. Standart YAA hareket operatörü içinde ajanların hızları bağımlı ve bağımsız iki durumun hesaplanması ile bulunur. Bağımsız hareket uzunluğu, mevcut döngüde sahip olduğu pozisyonun dışındaki diğer pozisyonları bilmeksizin elde edilir. Bağımlı hareket uzunluğu ise K_{best} kümesindeki bütün üyelerin pozisyonları düşünülerek elde edilmesidir. Bu tespitten yola çıkılarak bu çalışma içerisinde ayrık uzayda bağımsız hareket uzunluğu, kendisinin değil komşularının pozisyonlarını, bağımlı hareket uzunluğu ise komşu uzay yaklaşımını dikkate almıştır[10]. Kuantum YAA'da nesnelere hareketleri Newton hareket kanuna göre değil, kuantum mekanik kuralları altında gerçekleşir. Klasik YAA'daki ortamda ajanlar, K_{best} kümesi tarafından belirlenen yere doğru hareket ederler. Bu çalışma içerisindeki ajanların yeni pozisyonları, K_{best} kümesi içerisindeki bir ajanın pozisyonunun çıkarılması şeklinde bulunur. Yeni pozisyon sıfıra yaklaştığında, ilgi çekici bir alan uygulanması gerçekleştirilerek YAA geliştirilmesi amaçlanmıştır[11].

Bu çalışmada, ilk olarak yerçekimi arama algoritması tanıtımı yapılmıştır. Üçüncü bölümde en iyi ve kütleli büyük olan ajanların karşılaştıkları yaklaşım problemi anlatılmış, çözüm yöntemi ve önerilen algoritma olan geliştirilmiş yerçekimi arama algoritması sunulmuştur. Dördüncü bölümde elde edilen deneysel sonuçlara yer verilmiş önerilen algoritma ile standart YAA karşılaştırmalı

olarak sunulmuştur. Son bölümde yapılan çalışmanın arama sonuçlarına nasıl etki ediyor, en iyi ajan uygulamasında K_{worst} parametresi için ne söylenebilir gibi sorulara yanıtlar aranmıştır.

2. Yöntem

2.1. Yerçekimi Arama Algoritması

Bu bölümde, yerçekimi kanununu esas alan optimizasyon algoritması tanıtılmıştır. Ajanlar bir nesne gibi düşünülmüş ve onların performansları kütleleri ile ölçeklendirilmiştir. Bütün bu nesnelere yerçekimi kuvveti ile birbirlerini çekerler ve bu kuvvet daha ağır kütleli nesnelere doğru bütün nesnelere hareketine sebep olur [12].

N ajanlı(kütleli) bir sistem düşünelim. i .’ninci ajanın konumunu Eş. 1'deki ifade ile tanımlanır:

$$X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

Formüldeki n problemin boyutunu ve x_i^d d.ninci boyut içerisinde i .ninci ajanın pozisyonu şeklinde tanımlanır. Ajanların çözümüne başlama noktası rastgele yapılmaktadır. Belirli bir t zamanında j kütlelerinden i kütleleri üzerindeki kuvvet hareketi Eş. 2' deki gibi gösterilir.

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_{pi}(t) x M_{aj}(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)), \quad (2)$$

$$R_{ij}(t) = \|X_i(t), X_j(t)\|_2 \quad (3)$$

ive j arasındaki öklit mesafesidir. Algoritmaya stokastik özelliği vermek için d boyutu içerisindeki i ajanının üzerindeki toplam kuvvet d .’nincikomponentlerin rastgele ağırlaştırılmış toplamları şeklinde ifade edilmiş şekilde Eş. 4'de yer alır.

$$F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N \text{rand}_j F_{ij}^d(t) \quad (4)$$

Eşitlikteki rand_j parametresi (0,1) aralığında olup, rastgele belirlenebilir. Yukarıdaki eşitliği ve hareket kanunu kullanarak i ajanının ivmesi Eş. 5 şeklindedir. İçerisindeki M_{ii} ifadesi i ajanının atalet kütlelerini temsil etmektedir.

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_{ii}(t)} \quad (5)$$

Ayrıca ajanın gelecek hızı şu anki hızına ivmesi eklenmiş bir parçasıymış gibi düşünülebilir. Bu yüzden ajanın pozisyonu ve hızı aşağıdaki Eş. 6 ve 7 deki gibi hesaplanır

$$v_i^d(t+1) = \text{rand}_i \times v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (6)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (7)$$

Eş. 2'deki yerçekimi sabiti olan $G(t)$, başlangıçta G_0 ile adlandırılan sabit bir değer ile başlamış ve arama doğruluğunu kontrol etmek için zamanın bir fonksiyonu şeklinde azaltılması sağlanmıştır.

Eş. 8'de açılımının verildiği yerçekimi sabitindeki α azalmanın derecesini belirleyen önemli bir sabittir.

$$G(t) = G_0 * \exp\left(\alpha * \frac{iter}{\max_iter}\right) \quad (8)$$

YAA da her bir kütle, konum, pasif ve aktif yerçekimi kütlesi, ataletli kütle olmak üzere dört özelliğe sahip olur. Yerçekimi ve atalet kütlelerinin eşit olduklarını varsayılmış ve her bir ajan için Eş.9'daki gibi, tek ve toplam kütle olarak gösterilmiştir. Birbirine eşit kabul edilen yerçekimi ve atalet kütleleri Eş. 10 ve 11 kullanılarak hesaplanır.

$$M_{ai} = M_{pi} = M_{ii} = M_i \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

$$m_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (10)$$

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \quad (11)$$

Eş. 10'daki $fit_i(t)$ t zamanında i ajanının uygunluk değerini temsil eder ve $worst(t)$ ve $best(t)$ aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$best(t) = \min_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (12)$$

$$worst(t) = \max_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (13)$$

Maksimizasyon problemi için yukarıdaki eşitlikler sırasıyla yer değiştirilerek aşağıdaki eşitliklerde kullanılabilir.

$$best(t) = \max_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (14)$$

$$worst(t) = \min_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (15)$$

Araştırma ve kötüye kullanım arasında iyi bir uzlaşma yolu için Eş. 4 yerine, büyük kuvvetler uygulayan ajanların kümesi önerilmiştir. K_{best} , K_0 başlangıç değeri ile birlikte ve zamanla azalan zamanın bir fonksiyonudur. Böyle bir yol içerisinde başlangıçta, bütün ajanlar kuvvet uygular ve zaman geçtikçe K_{best} doğrusal olarak azalır. Bundan dolayı Eş. 4 yerine, aşağıdaki yer verilen Eş. 16 tekrar düzenlenmiştir[1].

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in K_{best}, j \neq i}^N rand_j F_{ij}^d(t) \quad (16)$$

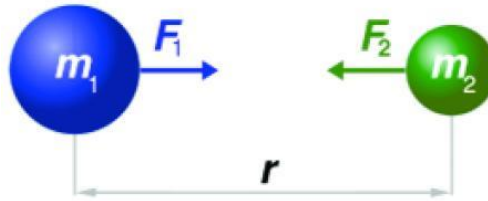
Eşitlikteki K_{best} en iyi uygunluk değeri ve en büyük kütle ile birlikteki ilk K etkenleri kümesidir. YAA'nın adımları aşağıda verilmiştir[13].

- Arama alanını tanımlama
- Rastgele başlatma
- Etkenlerin uygunluk değerlendirilmesi
- $i = 1, 2, \dots, N$ için $G(t)$, $best(t)$, $worst(t)$ ve $M_i(t)$ değerlerini tekrar güncelleme

- e) Farklı yönler içerisindeki toplam kuvveti hesaplama
- f) İvme ve hızı hesaplama
- g) Etkenlerin pozisyonlarını güncelleme
- h) c'den g'ye kadar adımları verilen kritere ulaşana kadar tekrarlama
- i) Sonlandırma

2.2. En iyi ajana özel davranış

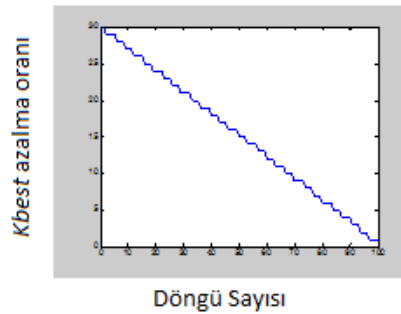
YAA'da kütleler arasında bir çekim kuvveti vardır. Her döngüde en iyi sonuç değerine sahip olan ajanın kütlesi Eş. 10'da ve Şekil 1'de gösterildiği gibi en büyük değere sahip olur. Çekim kuvveti cisimlerin kütleleri ile doğru aralarındaki mesafenin karesi ile ters orantılıdır. Ayrıca çekim kuvvetinin yönü büyük cisme doğrudur. Yani kütlesi büyük olan cisimler yavaş hareket eder.



Şekil 1. Kütleler arası çekim kuvveti

YAA'da stokastik özelliği vermek için Eş. 2'de d boyutu içerisindeki i ajanının üzerindeki toplam kuvvet hesaplanırken iki şekilde gerçekleştirilir. Birincisinde Rashedi[1], Eş.4'de görüldüğü gibi bütün ajanların i ajanına etkiyen kuvvetlerinin toplamları şeklinde ifade edilmiştir. İkincisinde Eş. 16'da, her döngüde ajan sayısını azaltarak arama ve sömürüyü kontrol ederek YAA'nın performansı artırılmak istenmiştir. K_{best} zamanın bir fonksiyonudur, başlangıçta bütün ajanlar ilgili ajana kuvvet uygulayacak ve zaman geçtikçe her döngüde K_{best} doğrusal olarak azalacaktır. En son döngüde programda belirtilecek $final_per$ kadar ajan, ilgili ajana etkiyecektir. K_{best} azalma oranı, aşağıdaki Eş. 17 de matematiksel olarak ve Şekil 2 de görsel olarak gösterilmiştir.

$$K_{best} = final_per + \left(1 - \frac{iteration}{max-it}\right) * (100 - final_per) \quad (17)$$



Şekil 2. K_{best} azalma oranı

Eş. 16'ya göre, kendisine etki eden ajanlar en iyi kütleyle sahip ajanlar arasından seçilmektedir. Buda bu çok büyük kütleli ajanın diğerleri gibi ivmesi, hızının büyük olması ve büyük oranda pozisyon değiştirmesi anlamına gelir. Halbuki en iyi sonuç değerine ve kütlelerinin büyük olmasından dolayı çok yavaş hareket etmesi beklenir. Yukarıda tespiti yapılan sakıncayı ortadan kaldırmak için, en iyi sonuç değerine sahip ajanın bir sonraki döngüde toplam kuvvetini bulurken K_{best} yaklaşımının tam tersi özel bir uygulama olan K_{worst} uygulaması amaçlanmıştır. K_{worst} uygulaması Eş. 18'de ve en iyi ajanın etkiyen toplam kuvvet hesabı ise Eş. 19'daki gibi düzenlenir.

$$K_{worst} = final_{per} + \left(1 - \frac{iteration}{max-it}\right) * (100 - final_{per}) \quad (18)$$

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in K_{worst}, j \neq i}^N rand_j F_{ij}^d(t) \quad (19)$$

K_{worst} yaklaşımında bu ajana etkiyen en kötü kütleye sahip ajanları devreye sokarak toplam kuvveti, dolayısıyla hızı düşük olacaktır. Çok küçük oranlarda pozisyon değiştirmesi ile en iyi sonuç değerine yakınsama özelliğini artıracaktır.

```

En iyi uygun değere sahip ajana bul
for ajan=1 den maksimum ajana
  ilgili ajanın fitness değerini bul
  if Eğer en küçük değer ise then
    En iyi ajan değerine ata
  endif
endfor

Bir sonraki döngüde Kbest ve Kworst ajan sayısını hesapla
for ajan=1 den maksimum ajana
  if Eğer ilgili ajan En iyi değere sahip ajan ise then
    for ajan=1 den maksimum Kworst kadar
      
$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_{pi}(t) \times M_{aj}(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t))$$

    endfor
  else
    for ajan=1 den maksimum Kbest kadar
      
$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_{pi}(t) \times M_{aj}(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t))$$

    endfor
  endif
endfor

```

Şekil 3. En iyi ajana özel davranış uygulanması

Öncelikle, bir önceki döngüde uygunluk değerleri arasından en küçük değere sahip ajan indisini *En* adlı değişkene atılır. Daha sonra Şekil 3'de algoritmada görüldüğü gibi, *En* indisli en iyi ajana geldiğinde diğerlerinin tam tersi bir sıralama yaparak kütlesi küçük olanların işleme girmesi sağlanır. En iyi ajanının toplam kuvveti hesaplanırken kütlesi küçük olan ajanlar katılırken, diğer ajanlarda K_{best} yaklaşımı devam ettirilerek, kütlesi büyük olanlar katılımı sağlanmıştır.

3. Deneysel Çalışmalar

Geliştirilmiş yerçekimi arama algoritmasının performansını değerlendirmek ve etkinliğini kanıtlamak için, Yao ve arkadaşlarının çalışmasından alınan 23 test fonksiyonuna uygulanmıştır[14]. Yapılan deneysel çalışmada kullanılan test fonksiyonları Tablo 1-3 de verilmiştir.

YAA'da $G_0=100$, $\alpha=20$, Tablo 1 ve Tablo 2 için döngü=1000, Tablo 3 için döngü=500, $N=30$, $dim=30$ değişkenleri kendileri için en uygun değerler olarak seçilmiş olup, deney süresince değiştirilmemiştir. Üzerinde çalışılan her bir fonksiyon için standart yerçekimi arama algoritması ve

en iyi ajana özel davranış; geliştirilmiş yerçekimi arama algoritmasından olmak üzere 30'ar kez çalıştırılmıştır. Her bir 30 çalıştırma sonucunda en iyi uygunluk değeri, sonuçların ortalaması ve ortanca değerleri alınmıştır.

Tablo 1. Çalışmada kullanılan tek boyutlu test fonksiyonları

NO	TEK MODELLİ TEST FONKSİYONLARI	BOYUT
1	$F_1(X) = \sum_{i=1}^n X_i^2$	$[-100,100]^n$
2	$F_2(X) = \sum_{i=1}^n X_i + \prod_{i=1}^n X_i $	$[-10,10]^n$
3	$F_3(X) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i X_j)^2$	$[-100,100]^n$
4	$F_4(X) = \max\{ X_i , 1 \leq i \leq n\}$	$[-100,100]^n$
5	$F_5(X) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(X_{i+1} - X_i^2)^2 + (X_i - 1)^2]$	$[-30,30]^n$
6	$F_6(X) = \sum_{i=1}^n ([X_i + 0.5])^2$	$[-100,100]^n$
7	$F_7(X) = \sum_{i=1}^n iX_i^4 + \text{random}[0,1)$	$[-1.28,1.28]^n$

Tablo 2. Çalışmada kullanılan çok boyutlu test fonksiyonları

NO	ÇOK MODELLİ BÜYÜK BOYUTLU TEST FONKSİYONLARI	BOYUT
8	$F_8(X) = \sum_{i=1}^n -X_i \sin(\sqrt{ X_i })$	$[-500,500]^n$
9	$F_9(X) = \sum_{i=1}^n [X_i^2 - 10 \cos(2\pi X_i) + 10]$	$[-5.12,5.12]^n$
10	$F_{10}(X) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi X_i)\right) + 20 + e$	$[-32,32]^n$
11	$F_{11}(X) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{X_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600,600]^n$
12	$F_{12}(X) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10 \sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^n u(X_i, 10, 100, 4)$ $y_i = 1 + \frac{X_i + 1}{4}$ $u(X_i, a, k, m) = \begin{cases} k(X_i - a)^m X_i & > a \\ 0 & -a < X_i < a \\ k(-X_i - a)^m X_i & < -a \end{cases}$	$[-50,50]^n$
13	$F_{13}(X) = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi X_1) + \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n (X_j - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi X_i + 1)] (X_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi X_n)] \right\} + \sum_{i=1}^n u(X_i, 5, 100, 4)$	$[-50,50]^n$

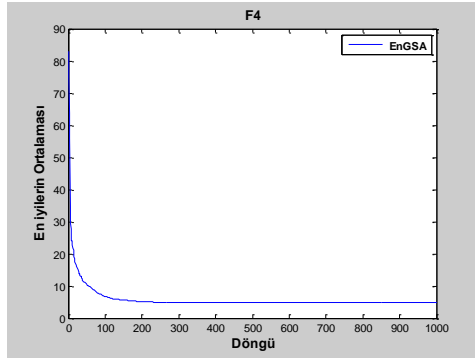
Tablo 3. Çalışmada kullanılan küçük boyutlu test fonksiyonları

NO	ÇOK MODELLİ KÜÇÜK BOYUTLU TEST FONKSİYONLARI	BOYUT
14	$F_{14}(X) = \frac{1}{500 + \sum_{j=1}^{n25} \frac{1}{\sum_{i=1}^2 (X_i - a_{ij})^6}}^{-1}$	$[-65.53, 65.53]^2$
15	$F_{15}(X) = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{X_1(b_i^2 + b_i(X_2))}{b_i^2 + b_i \cdot X_3 + X_4} \right]^2$	$[-5, 5]^4$
16	$F_{16}(X) = 4X_1^2 - 2.1X_1^4 + \frac{1}{3}X_1^6 + X_1X_2 - 4X_2^2 + 4X_2^4$	$[-5, 5]^2$
17	$F_{17}(X) = \left(X_2 - \frac{5.1}{4\pi^2}X_1^2 + \frac{5}{\pi}X_1 - 6 \right)^2 + 10 \left(1 - \frac{1}{8\pi} \right) \cos X_1 + 10$	$[-5, 10] \times [0, 15]$
18	$F_{18}(X) = [1 + (X_1 + X_2 + 1)^2(19 - 14X_1 + 3X_1^2 - 14X_2 + 6X_1X_2 + 3X_2^2)] * [30 + (2X_1 - 3X_2)^2 * (18 - 32X_1 + 12X_1^2 + 48X_2 - 36X_1X_2 + 27X_2^2)]$	$[-5, 5]^2$
19	$F_{19}(X) = - \sum_{i=1}^4 c_i \exp \left(- \sum_{j=1}^3 a_{ij} (X_j - p_{ij})^2 \right)$	$[0, 1]^3$
20	$F_{20}(X) = - \sum_{i=1}^4 c_i \exp \left(- \sum_{j=1}^6 a_{ij} (X_j - p_{ij})^2 \right)$	$[0, 1]^6$
21	$F_{21}(X) = - \sum_{i=1}^5 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}$	$[0, 10]^4$
22	$F_{22}(X) = - \sum_{i=1}^7 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}$	$[0, 10]^4$
23	$F_{23}(X) = - \sum_{i=1}^{10} [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}$	$[0, 10]^4$

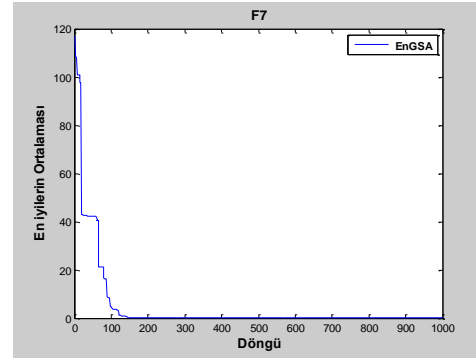
Tablo 4. Tek modelli fonksiyonların deneysel sonuçları

Benc. Fonk.		Klasik YAA	G_YAA
<i>f1</i>	En iyi	2.2981e-17	1.7487e-17
	En iyilerin Ortalaması	4.8383e-17	4.0833e-17
	En iyilerin Ortancası	4.7125e-17	3.7451e-17
<i>f2</i>	En iyi	1.9493e-08	1.5547e-08
	En iyilerin Ortalaması	2.9453e-08	2.4275e-08
	En iyilerin Ortancası	2.7887e-08	2.3729e-08
<i>f3</i>	En iyi	141.8459	105.1569
	En iyilerin Ortalaması	352.7671	349.7511
	En iyilerin Ortancası	311.0764	352.6611
<i>f4</i>	En iyi	9.2174e-9	8.5122e-7
	En iyilerin Ortalaması	1.4785e-2	1.1741e-2
	En iyilerin Ortancası	1.2125e-2	1.0113e-2
<i>f5</i>	En iyi	23.3296	23.1173
	En iyilerin Ortalaması	26.2464	26.1137
	En iyilerin Ortancası	26.1924	26.1227
<i>f6</i>	En iyi	3.8212e-11	2.9840e-11
	En iyilerin Ortalaması	6.5875e-11	4.2536e-11
	En iyilerin Ortancası	7.3520e-11	4.9876e-11
<i>f7</i>	En iyi	0.0085	0.0041
	En iyilerin Ortalaması	0.0260	0.0217
	En iyilerin Ortancası	0.0253	0.0205

En iyi ajanlara özel davranış algoritması ile standart YAA Tablo 4. de görüldüğü gibi tek modelli yüksek boyutlu test fonksiyonlarının her biri için 30 çalışma yapılmıştır. F1 ve F7 fonksiyonlarında tablo incelendiğinde iyileşmenin büyük oranlarda olduğu tespit edilmiştir.



Şekil 4. F4 GYAA en iyiler grafiği



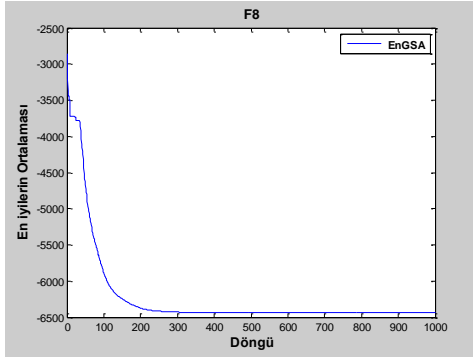
Şekil 5. F7 GYAA en iyiler grafiği

Ayrıca Şekil 4'de F4 fonksiyonu için Şekil 5 de F7 test fonksiyonu için tek bir çalıştırma sonucunda döngüye bağlı olarak en iyi sonuçlar verilmiştir. En iyi değerlere ve kütlelere sahip ajanların hızlarının özel davranış ile düşürülmesi gerekliliği doğrulanmıştır.

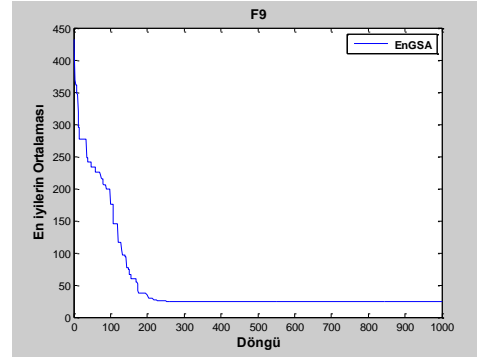
Çok modelli ve yüksek boyutlu fonksiyonlar için Tablo 5 incelendiğinde özellikle F10 ve F13 test fonksiyonlarında sonuçların ve performansın dikkat çekici olduğu görülmektedir. Aynı şekilde F8 ve F9 fonksiyonlarının döngü ilerledikçe en iyilerin ortalamalarının değişimleri Şekil 6 ve Şekil 7 de gösterilmiştir. Küresel değeri yakalamada ve küresel değere yaklaşımda hassas arama özelliği bakımından standart YAA'dan daha iyi olduğu görülmektedir.

Tablo 5. Çok modelli fonksiyonların deneysel sonuçları

Benc.		Klasik YAA	G_YAA
f_8	En iyi	-7.7507e+03	-8.1235e+03
	En iyilerin Ortalaması	-6.1846e+03	-6.8214e+03
	En iyilerin Ortancası	-6.3981e+03	-6.9541e+03
f_9	En iyi	16.9143	14.8563
	En iyilerin Ortalaması	28.4256	24.5642
	En iyilerin Ortancası	27.8588	26.2871
f_{10}	En iyi	3.2402e-09	2.9840e-09
	En iyilerin Ortalaması	5.5915e-09	4.8506e-09
	En iyilerin Ortancası	5.3660e-09	4.5886e-09
f_{11}	En iyi	1.6830	1.0210
	En iyilerin Ortalaması	3.9621	3.6233
	En iyilerin Ortancası	3.5214	3.2445
f_{12}	En iyi	1.7457e-19	1.7123e-19
	En iyilerin Ortalaması	0.1792	0.1363
	En iyilerin Ortancası	7.0622e-19	3.6823e-19
f_{13}	En iyi	1.8412e-18	1.3376e-18
	En iyilerin Ortalaması	0.1250	0.0955
	En iyilerin Ortancası	6.2559e-18	5.6116e-18



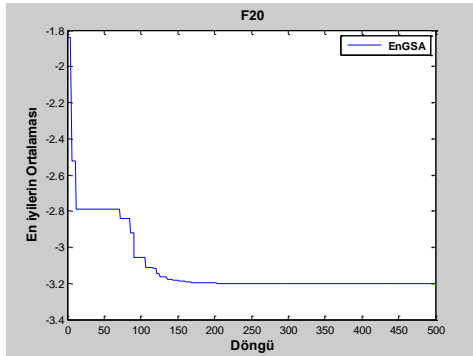
Şekil 6 .F8 GYAA en iyiler grafiği



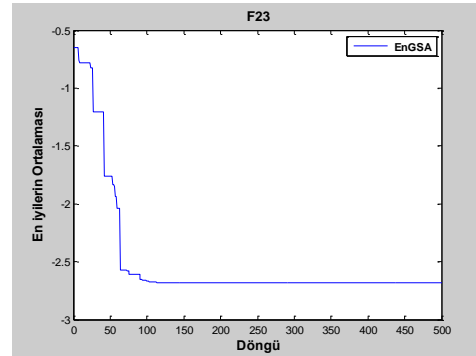
Şekil 7. F9 GYAA en iyiler grafiği

Tablo 6. Boyutları küçük çok modelli fonksiyonların deneysel sonuçları

Benc.		Klasik YAA	G_YAA
f_{14}	En iyi	0.9980	0.9980
	En iyilerin Ortalaması	3.5303	2.4480
	En iyilerin Ortancası	1.9920	1.9920
f_{15}	En iyi	4.1695e-04	4.0678e-04
	En iyilerin Ortalaması	0.0019	0.0017
	En iyilerin Ortancası	0.0012	0.0012
f_{16}	En iyi	-1.0316	-1.0316
	En iyilerin Ortalaması	-1.0316	-1.0316
	En iyilerin Ortancası	-1.0316	-1.0316
f_{17}	En iyi	0.3979	0.3979
	En iyilerin Ortalaması	0.3979	0.3979
	En iyilerin Ortancası	0.3979	0.3979
f_{18}	En iyi	3.0000	3.0000
	En iyilerin Ortalaması	3.0000	3.0000
	En iyilerin Ortancası	3.0000	3.0000
f_{19}	En iyi	-3.8628	-3.8628
	En iyilerin Ortalaması	-3.8628	-3.8628
	En iyilerin Ortancası	-3.8628	-3.8628
F_{20}	En iyi	-3.3220	-3.3220
	En iyilerin Ortalaması	-3.2664	-3.2662
	En iyilerin Ortancası	-3.3220	-3.3220
F_{21}	En iyi	-10.1532	-10.1532
	En iyilerin Ortalaması	-6.7282	-7.2282
	En iyilerin Ortancası	-5.1008	-10.1532
F_{22}	En iyi	-10.4029	-10.4029
	En iyilerin Ortalaması	-8.4232	-8.6018
	En iyilerin Ortancası	-10.4029	-10.4029
F_{23}	En iyi	-10.5364	-10.5364
	En iyilerin Ortalaması	-9.8788	-9.9317
	En iyilerin Ortancası	-10.5364	-10.5364



Şekil 8 .F20 GYAA en iyiler grafiği



Şekil 9. F22 GYAA en iyiler grafiği

Tablo 6'da çok modellenmiş düşük boyutlu test fonksiyonlarında önerilen çalışmanın sonuçları verilmiştir. Diğer test fonksiyonlarında olduğu gibi iyi performans göstermiştir, fonksiyonların özelliklerinden dolayı olumlu sonuçlar çok küçük oranlarda gerçekleşmiştir. Ayrıca bu değişimi Şekil 8 de F20 için Şekil 9 da F22 fonksiyonu için grafiksel olarak gösterilmiştir.

4. Sonuçlar

En iyi kütleyle sahip ajanların yavaş hareket etmelerini sağlamak için etki eden kuvvet hesabında düşük kütleli ajanlar önerilmiştir. Sonuç olarak YAA döngüler ilerledikçe en iyi değerlere sahip ajanların kütleleri, dolayısıyla hızları yavaşlatılarak hassas arama gerçekleştirilmiştir. Bu durum bütün test fonksiyonlarında klasik yöntemle göre daha küçük değerlerin elde edilmesi şeklinde olumlu sonuçlar verdiği görülmüştür. Yapılan YAA iyileştirme çalışması görüntü işleme ve ekonomik yük dağıtımını gibi optimizasyon problemlerine uygulanarak, uygun çözümler ve iyi performans elde edilmesi amaçlanmaktadır.

Kaynaklar

- [1] Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., & Sarazdi, S. A gravitational search algorithm. *Information Science*, 179 (2009) 2232-2248.
- [2] Sarafrazi, S., Nezamabadi-pour, H., & Saryazdi, S. Disruption: A new operator in gravitational search algorithm. *Scientia Iranica*, 18 (2011) 539-548.
- [3] Pei, L., & HaiBin, D. Path planning of unmanned aerial vehicle based on improved gravitational search algorithm. 55 (2012) 2712-2719.
- [4] Li, C., & Zhou, J. Parameters identification of hydraulic turbine governing system using improved gravitational search algorithm. 52 (2011) 374-381.
- [5] Li, C., Zhou, J., Xiao, J., & Xiao, H. Parameters identification of chaotic system by chaotic gravitational search algorithm. 45 (2012) 539-547.
- [6] Khajezadeh, M., Taha, M. R., El-Shafie, A., & Eslami, M. A modified gravitational search algorithm for slope stability analysis. 25 (2012) 1589-1597.
- [7] Han, X., & Chang, X. A chaotic digital secure communication based on a modified gravitational search algorithm filter. 208, (2012) 14-27.
- [8] Jiang, S., Wang, Y., & Ji, Z. Convergence analysis and performance of an improved gravitational search algorithm. 24 (2014). 363-384.
- [9] Doraghinejad, M., Nezamabadi-pour, H., & Mahani, A. Channel assignment in multi-radio wireless mesh networks using an improved gravitational search algorithm. *Journal of Network and Computer Applications*, 38 (2014) 163-171.
- [10] Bagher Dowlatshahi, M., Nezamabadi-pour, H., & Mashinchi, M. A discrete gravitational search algorithm for solving combinatorial optimization problems. 258 (2014).
- [11] Soleimanpour-moghadam, M., Nezamabadi-pour, H., & Farsangi, M. M. A quantum inspired gravitational search algorithm for numerical function optimization. *Information Sciences*, 267 (2014) 83-100.
- [12] Duman, S., Güvenç, U., Sönmez, Y., & Yörükeren, N. Optimal power flow using gravitational search algorithm. *Energy Conversion and Management* 59 (2012) 86-95.
- [13] Guvenc, U., Altun, B. E., & Duman, S. Optimal power flow using genetic algorithm based on similarity. *Energy Education Science And Technology Part A-Energy Science And Research*, 29 (1) (2012) 1-10.
- [14] Yao, X., Liu, Y., & Lin, G. Evolutionary programming made faster. *IEEE Trans. Evol. Comput*, 3 (1999) 82-102.