

Araştırma Makalesi

Kalman Süzgeci Parametrelerinin Zeki Optimizasyon Algoritmalarıyla Eniyilenmesi ve İstatiksel Analizi

*Tayyip Özcan ^{*a} Alper Baştürk ^a*

*^a Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Kayseri
38039*

Öz

Rudolf Kalman tarafından geliştirilen iteratif yapılı Kalman Süzgeçleme (KS), bir sonraki iterasyonda girdi olarak çıktıları kullanması ve hata kovaryansını her iterasyon sürecinde azaltması prensibine göre çalışmaktadır. Güncelleme ve tahmin temel iki adımından oluşan KS, sistemin kestirilebilen durumlarında her iki adımı da kullanırken, sistemde ölçülemeyen durumlarda sadece tahmin adımını uygulamaktadır. KS parametrelerinden ölçüm kovaryans matrisi (R), işlem kovaryans matrisi (Q) ve başlangıç hata kovaryansı (P) değerlerinin uygun seçilmesi, sistemden daha doğru sonuçların elde edilmesini sağlamaktadır. Klasik yaklaşımda kullanıcı deneyimine bırakılan bu parametrelerin seçimi, zeki optimizasyon teknikleriyle eniyilenmektedir. Bu makalede, KS parametrelerinden R, Q ve P parametreleri Genetik Algoritma (GA), Yapay Arı Koloni Algoritması (YAKA), Diferansiyel Gelişim Algoritması (DGA), Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması (PSOA) ve Ateş Böceği Algoritması (ABA) kullanılarak eniyilenmiştir. Gerçekleştirilen benzetim çalışmaları ile gürültülü voltaj okuma, eğik atış ve nesne takibi uygulamaları için farklı algoritmaların farklı başarımlara sahip olduğu gözlemlenmiştir. Çalışmada algoritma başarımlarına ait istatiksel analizler de sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Kalman Süzgeçleme, Optimizasyon Teknikleri, Parametre Ayarlama, İstatiksel Analiz

Intelligent Optimization Algorithms Aided Kalman Filter Parameters Optimization and Statistical Analysis

Abstract

Kalman Filter (KF), developed by Rudolf Kalman, works on the using output as input to the next iteration and reducing the error covariance in each iteration based on historical data of model. .KF uses both update and prediction steps for noisy situations, whereas it uses only prediction step to estimate the unmeasurable status of the system. Selecting some of KF parameters as measurement covariance matrix (R), process covariance matrix (Q) and initial error covariance (P) is an important issue for getting more accurate results from system. In conventional approach, determination of these parameters is based on user experience but selecting operation can be done by intelligent optimization algorithms in literature. For the

* Sorumlu yazar
e-posta: tozcan@erciyes.edu.tr

Received: 31.10.2016
Accepted: 30.11.2016

purposes of this article, optimizing of KF parameters were made by using genetic algorithm (GA), artificial bee colony algorithm (ABC), differential evolution algorithm (DE), particle swarm optimization algorithm (PSO) and firefly algorithm (FF). It is observed that different algorithms give different performance values for the scenarios as noisy voltage, projectile and object tracking applications.

Keywords: Kalman Filter, Optimization Techniques, Parameter Tuning, Statistical Analysis

Giriş

Rudolf Kalman tarafından geliştirilen Kalman Süzgeçleme (KS), 1960'lı yıllarda etkin olarak kullanılmaya başlanmıştır. Tahmin ve güncelleme temel adımlarından oluşan KS, sistemin kestirilebilir durumlarında hem tahmin hem güncelleme adımlarını uygularken, sistemin kestirilemeyen durumları için sadece tahmin adımını uygulamaktadır [1]. KS, girdi, çıktı, ara ve sabit değerler olmak üzere 4 farklı grupta toplanan parametrelerden oluşmaktadır. KS parametrelerinden ölçüm kovaryans matrisi (R), işlem kovaryans matrisi (Q) ve başlangıç hata kovaryansı (P) değerlerinin uygun seçilmesi daha doğru sonuçların elde edilmesi bakımından önemlidir. Daha önceleri kullanıcı deneyimine bırakılan bu seçim işlemi için güncel zeki optimizasyon algoritmaları kullanılarak daha doğru sonuçların elde edilmesi sağlanmıştır. KS'nin oldukça geniş bir kullanım alanı vardır. Navigasyon sistemi, nesne takibi, biyomedikal, ekonomi, deprem tahmini vb alanlarda yaygın bir şekilde kullanılmıştır.

Önceden topladığı verilerle tahmin yapabilen KS'nin her senaryoya uygun bir optimizasyon algoritmasıyla desteklenmesi daha doğru sonuçların alınmasını sağlamaktadır.

Literatür incelendiğinde KS parametrelerinin eniyilenmesi üzerine yapılan çalışmalar olduğu görülmüştür. Jianguo Yan ve arkadaşları Genetik Algoritma (GA) kullanarak uygunluk fonksiyonlarını minimize etme yoluyla KS parametrelerini eniyilemede başarılı olmuşlardır [2]. Bir başka çalışmada

Nimmakayala Ramakoti ve arkadaşları Parçacık Sürüsü Optimizasyon algoritmasını (PSOA) kullanarak daha etkili takip yapılabilmesi için KS parametrelerini optimize etmişlerdir [3]. Ravi Kumar ve arkadaşları PSOA tabanlı KS ile hedef takibi uygulamasında daha doğru sonuçlar elde etmişlerdir [4]. Ravi Kumar Jatoth ve Gogulamudi Anudeep Reddy PSOA ve GA'nın hibritlenmesini KS ile kullanarak güç sistemi gerilim/akım işaretlerinin mevcut harmonik bileşenlerinin tahminini gerçekleştirmişlerdir [5]. Ravi Kumar ve arkadaşları GA ve PSOA tabanlı KS kullanarak balistik bir hedefin takibini gerçekleştirmişlerdir [6]. Diferansiyel Gelişim Algoritması (DGA) tabanlı KS kullanan Jin Yao, kokusuz dönüşüm için ölçekleme parametre seçimi çalışması yapmıştır [7]. T.O. Ting ve arkadaşları pil sistemindeki şarj durumunun tahmini için GA tabanlı KS kullanmışlardır [8]. Bir diğer çalışmada Guahon Lin ve arkadaşları GA ve Gelişim Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (GPSOA) hibrit algoritması tabanlı KS ile sensörsüz bir indüksiyon motorunun kontrolünü sağlamışlardır [9]. Yapılan diğer çalışmalarla da KS parametreleri zeki optimizasyon teknikleriyle eniyilenmiştir ve sonuçları sunulmuştur [10-12].

Bu makalede, KS, 3 uygulama ve 5 senaryo için uygulanmış olup KS parametrelerinden R, Q ve P parametrelerinin güncel zeki optimizasyon algoritmalarıyla eniyilenebildiği tespit edilmiştir. Makalenin ikinci bölümünde KS, üçüncü bölümünde KS parametrelerinin eniyilenmesinde kullanılan zeki optimizasyon algoritmaları, dördüncü bölümünde

deneysel çalışmalar ve değerlendirmeler, son bölümünde de sonuç işlenmiştir.

Kalman Süzgeçleme

Macar asıllı Amerikan sistem teoristi Rudolf Kalman tarafından geliştirilen Kalman Süzgeçleme (KS), güçlü bir tahmin edicidir ve sistemin ölçülemeyen durumlarını kestiren yetenekli bir algoritmadır [1]. KS, modelin geçmişteki verilerinden yola çıkarak bir sonraki iterasyonda girdi olarak çıktılarını kullanması ve hata kovaryansını her iterasyonda azaltması sistemine göre çalışmaktadır [1].

Kalman süzgecinin temel denklemleri aşağıdaki gibi verilebilir:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

Kalman Süzgeçleme iki temel adımdan oluşur [1]:

1. Tahmin adımı:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (4)$$

2. Düzeltme (güncelleme) adımı:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_k^- \quad (7)$$

Kalman süzgeci temel denklemlerinde ve temel adımlarında kullanılan parametrelerin bir kısmı (\mathbf{u}_k , \mathbf{Z}_k) girdi olarak kullanılırken, bir kısmı ($\hat{\mathbf{x}}_k$, \mathbf{P}_k) çıktı olarak, bir kısmı ($\hat{\mathbf{x}}_k^-$, \mathbf{P}_k^- , \mathbf{K}_k , \mathbf{v}_k , \mathbf{w}_{k-1}) ara değerler olarak, bir kısmı da (\mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{H} , \mathbf{Q} , \mathbf{R}) sabit değerler olarak kullanılmaktadır [1].

KS, zeki optimizasyon algoritmalarıyla desteklenmeye elverişli, bir süzgeçlemeden daha çok iyi bir tahmin edicidir.

Radyo ve radar sinyalleri tahmini, navigasyon sistemi, hava durumu tahmini, deprem tahmini, ekonomi, görüntü işleme, sismik veri analizi vb birçok alanda kullanımı mümkündür.

Problem Çözümünde Kullanılacak Olan Güncel Zeki Optimizasyon Teknikleri Genetik Algoritma

Temel ilkeleri 1975 yılında John Holland tarafından geliştirilen Genetik Algoritma (GA), biyolojik evrimin doğal sürecinden esinlenerek oluşturulmuş bir çözüm algoritmasıdır. Evrimsel algoritmanın yarışma yardımlaşma ve değişim olan 3 temel özelliğini taşımaktadır. Bu adımlar sırasıyla seleksiyon, çaprazlama, mutasyon adımlarına karşılık gelmektedir [13].

GA'nın temel adımları aşağıdaki gibidir:

1. Başlangıç popülasyonu
2. Herbir çözümün uygunluk değerini hesapla
3. Durdurma kriteri sağlanmışsa araştırmayı durdur
4. Değilse
 - a. Seleksiyon
 - b. Çaprazlama ve
 - c. Mutasyon
5. Adım 2'ye git

GA'nın performansını etkileyen önemli faktörlerden birisi de kontrol parametreleridir. Popülasyon büyüklüğü, iterasyon sayısı, çaprazlama oranı ve mutasyon oranı GA'nın başlıca temel kontrol parametreleridir.

Yapay Arı Koloni Algoritması

Bal arılarının doğal yiyecek arama davranışlarından esinlenerek geliştirilen

Yapay Arı Koloni Algoritması (YAKA), arılar arasındaki görev paylaşımı ve kendi kendilerine organize olabildikleri için sürü zekasına dayalı, kontrol parametresi az olan basit ve esnek bir algoritmadır [14].

YAKA'nın temel adımları aşağıdaki gibidir:

1. Başlangıç yiyecek kaynağı bölgeleri oluşturulması
2. Çevrim sayısı maksimum iterasyon sayısından küçük eşit olduğu sürece
 - a. Görevli arı fazı
 - b. Gözcü arı fazı
 - c. Kaşif arı fazı

YAKA'nın temel kontrol parametreleri koloni büyüklüğü, iterasyon sayısı, yiyecek kaynağı ve limitir.

Diferansiyel Gelişim Algoritması

Operatörlerin benzerliği açısından genetik algoritmaya dayanan Diferansiyel Gelişim Algoritması (DGA), Price ve Storn tarafından geliştirilmiş popülasyon tabanlı sezgisel bir optimizasyon tekniğidir [15]. GA'dan farklı olarak DGA'da mutasyon işlemi daha önce gelmektedir.

DGA'nın temel adımları aşağıdaki gibidir:

1. Kontrol parametreleri
2. Başlangıç popülasyonu
3. Durdurma kriteri sağlanmışsa araştırmayı durdur
4. Değilse
 - a. Mutasyon
 - b. Rekombinasyon
 - c. Değerlendirme
 - d. Seleksiyon
5. Adım 3'e git

Popülasyon büyüklüğü, iterasyon sayısı, çaprazlama sabiti ve adım boyutu DGA'nın kontrol parametreleridir.

Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması

1995 yılında Eberhart ve Kennedy tarafından önerilen Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması (PSOA), balık ve kuş sürülerinin sosyal ve bireysel davranışlarından esinlenerek ortaya çıkmıştır [16]. PSOA, optimal çözümler elde etmede başarılı bir algoritmadır. PSOA'nın en büyük dezavantajlarından biri yakınsama problemidir.

PSOA'nın temel adımları aşağıdaki gibidir:

1. Başlangıç parçacıklarını oluştur
2. Durdurma kriteri sağlanmışsa araştırmayı durdur
3. Değilse
 - a. Herbir parçanın uygunluk değerini hesapla
 - b. Sürüdeki en iyi parçacıkları belirle
 - c. En iyi parçacığı seç
 - d. Herbir parçacığın hızını hesapla
 - e. Parçacığın veri değerlerini güncelle
4. Adım 2'ye git

PSOA'nın temel kontrol parametreleri popülasyon büyüklüğü, iterasyon sayısı, parçacık boyutu, maksimum değişiklik (V_{max}), öğrenme faktörleri (c_1, c_2) ve eylemsilik ağırlığı (w)'dir.

Ateşböceği Algoritması

2007 yılında Xin She Yang tarafından doğadaki ateş böceklerinin sosyal davranışlarından esinlenilerek geliştirilen Ateşböceği Algoritması (ABA), metasezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır [17]. Ateş böceklerinin tek cinsiyetli olması ve birbirlerini çekme

özellikleri, ABA'nın temelini oluşturmaktadır. Ateş böceklerinin parlaklıkları ABA'da uygunluk değerine karşılık gelmektedir.

ABA'nın temel adımları aşağıdaki gibidir:

1. Başlangıç popülasyonunu oluştur
2. Durdurma kriteri sağlanmışsa araştırmayı durdur
3. Değilse
 - a. Herbir ateş böceğinin uygunluk değerini hesapla
 - b. Işık şiddeti değerini güncelle
 - c. Durumu güncelle
 - d. Yeni çözümleri değerlendir
4. Adım 2'ye git

Popülasyon büyüklüğü, iterasyon sayısı, adım büyüklüğü (alpha), çekicilik değeri (betamin) ve çekicilik değişim parametresi (gamma) ABA'nın temel kontrol parametreleridir.

Deneysel Çalışmalar ve

Değerlendirmeler

Uygulama 1

Problem Tanımı

Sabit bir kaynaktan 0.5 V voltaj değeri üretilip bu değere rastgele gürültüler eklenerek 200 iterasyonluk bir veri seti elde edilecektir. Elde edilen gürültülü değerlerin Kalman Süzgeci (KS) kullanılarak gerçek değere ne derece yaklaşılabildiği test edilecektir. Uygulamada ölçüm hata kovaryansı değeri değişiminin sonuç üzerindeki etkisi incelenecektir.

Algoritma Temel Parametrelerinin Seçimi

Kalman Süzgeci (KS) parametrelerinin eniyilenmesinde kullanılan güncel zeki optimizasyon algoritmalarının temel parametrelerinin

seçimi uygulama 1 için Tablo [1-5]'deki gibi seçilmiştir.

Herbir algoritma için farklı parametreler seçilerek 10'ar adet koşma yapılıp bu koşmaların sonuçlarının ortalama hatası bulunmuştur. Ortalama hatayı en düşük veren parametreler, ilgili algoritma için kontrol parametre değerleri olarak seçilmektedir. Ayrıca popülasyon büyüklüğü ve iterasyon sayısını ifade eden veya bunlara eşdeğer olan parametreler her algoritma için aynı seçilmek zorundadır. Böylelikle algoritmalar aynı şartlarda çalıştırılarak daha doğru bir karşılaştırma yapılabilir.

Farklı popülasyon büyüklükleri ile yapılan denemelerde popülasyon büyüklüğü değerinin 20 olmasının yeterli olduğu tespit edilmiştir. İterasyon sayısı olarak da 20 değerinin yeterli olduğu, bu değerden sonra iyileşmenin olmadığı görülmektedir. Genetik çeşitliliğin sağlandığı çaprazlama sabiti 0.8 olarak kabul edilmiştir. Değişimin ne oranda olacağını belirleyen mutasyon oranı değeri ise 0.2 olarak seçilmiştir.

Tablo 1 GA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	20
İterasyon	20
Çaprazlama Sabiti	0.8
Mutasyon Oranı	0.2

Koloni büyüklüğü ve iterasyon sayısı 20 alınmıştır. 20 seçilen bir diğer parametre 'limit' sayısı kadar denemeden sonra yiyecek kaynağında iyileşme görülmezse o kaynak terkedilir. Koloni sayısının yarısına eşit olan yiyecek kaynağı değeri 10 olarak alınmıştır.

Tablo 2 YAKA Temel Parametreleri ve Değerleri

Koloni Büyüklüğü	20
Limit	20
İterasyon Sayısı	20
Yiyecek Kaynağı	10

Diğer algoritmalarda olduğu gibi bu algoritmada da popülasyon büyüklüğü ve iterasyon sayısı 20 olarak alınmıştır. Yardımlaşma değeri olan çaprazlama sabiti 0.8, ölçekleme faktörü değeri ise 1.75 olarak belirlenmiştir.

Tablo 3 DGA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	20
İterasyon Sayısı	20
Çaprazlama Sabiti	0.8
Adım Boyutu	1.75

Popülasyon büyüklüğü ve iterasyon sayısı 20 olarak belirlenmiştir. Öğrenme faktörleri c_1, c_2 1.49 olarak, bir iterasyondaki bir parçacıkta meydana gelebilecek maksimum değişikliği belirten V_{max} 1000 olarak ve eylemsizlik ağırlığı w 1.1 olarak seçilmiştir.

Tablo 4 PSOA Temel Parametrelerinin Seçimi

Popülasyon Büyüklüğü	20
İterasyon Sayısı	20
Parçacık Boyutu	1
V_{max}	1000
c_1, c_2	1.49
w	1.1

Popülasyon ve iterasyon sayısı diğer algoritmalarda olduğu gibi 20 olarak seçilmiştir. Ateş böceklerinin arasındaki çekicilik oranı Betamin 0.2, adım büyüklüğü Alpha 0.5 ve çekicilik değişimini belirleyen parametre Gamma 1 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5 ABA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	20
İterasyon Sayısı	20
Alpha	0.5
Betamin	0.2
Gamma	1

Optimize Edilmiş KS'nin Uygulama 1 Sonuçları

Gürültülü voltaj değerlerini girdi olarak alan KS, yüksek oranda başarı ile gürültüden arındırılmış bir şekilde çıktı olarak vermiştir. Bu uygulamada ölçüm hata kovaryansı R değeri güncel zeki optimizasyon algoritmalarıyla eniyilenerek, klasik yöntemle göre daha doğru sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 6 incelendiğinde standart sapması en küçük olan YAKA, kararlılığı en yüksek olan algoritmadır. Bu algoritma ayrıca en düşük ortalama hata ve işlem süresi değeriyle diğer algoritmalara göre hem daha doğru hem de daha hızlı çalışmaktadır.

Tablo 7 incelendiğinde, yapılan istatistiksel analize göre Kruskal Wallis test sonucunda anlamlılık değerinin (p), 0.000000000826590 değerine eşit olması, optimizasyon için kullanılan algoritmalar arasında anlamlı farkın olduğunu göstermektedir.

Tablo 8 incelendiğinde tüm algoritmaların ikili kombinasyonları için Mann-Whitney U test sonuçları ve algoritmaların birbirlerine göre anlamlı farka sahip olup olmadıkları gözlemlenmektedir.

Şekil 1'e göre optimum sonuca en hızlı yakınsayan DGA iken, yaklaşık 10. iterasyondan sonra YAKA, PSOA, GA ve DGA aynı derecede ortalama hata değerine ulaşmıştır. ABA bu uygulama için en son tercih edilebilecek algoritmadır.

Uygulama 1 için her bir algoritma ile yapılan 30'ar koşmalık KS çalışmalarından elde edilen en düşük hatalı sonuçlardan

birisine sahip olan YAKA'nın sonuç grafiği Şekil 2 ile gösterilmektedir.

Tablo 6 Kullanılan algoritmaların uygulama 1 için hata dağılımı

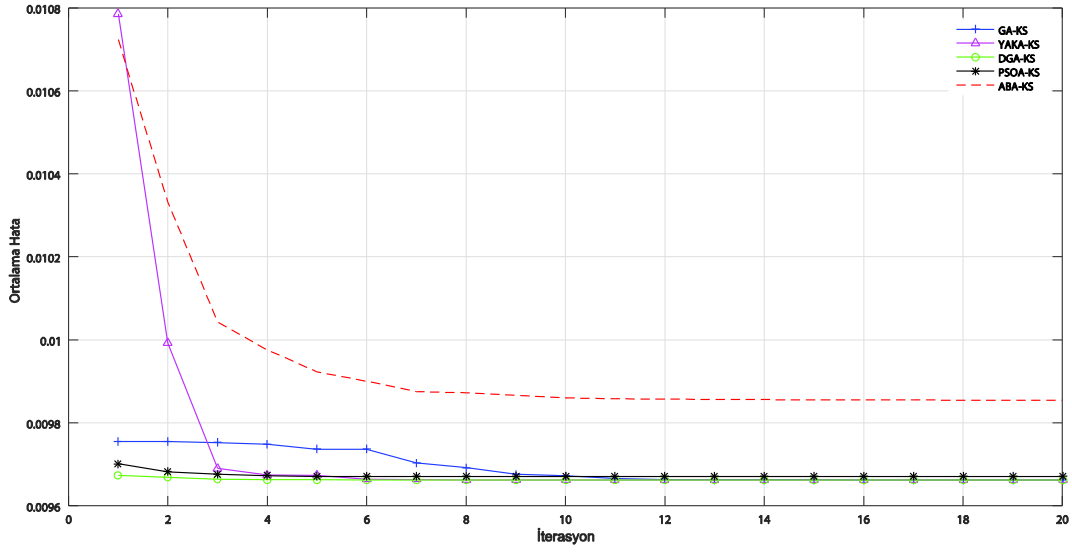
Algoritmalar	En İyi	En Kötü	Medyan	Ortalama	Standart Sapma	İşlem Süresi (sn)
GA	9.662519E-03	9.662568E-03	9.662521E-03	9.662527E-03	1.119608E-08	0.2886
YAKA	9.662519E-03	9.662519E-03	9.662519E-03	9.662519E-03	1.080102E-12	0.1799
DGA	9.662519E-03	9.662527E-03	9.662519E-03	9.662520E-03	1.570894E-09	0.2184
PSOA	9.662519E-03	9.901138E-03	9.662519E-03	9.670474E-03	4.356559E-05	0.2782
ABA	9.662519E-03	1.388682E-02	9.662519E-03	9.854601E-03	7.974297E-04	0.1940

Tablo 7 Uygulama 1 için tüm algoritmalarda Kruskal Wallis test sonucu

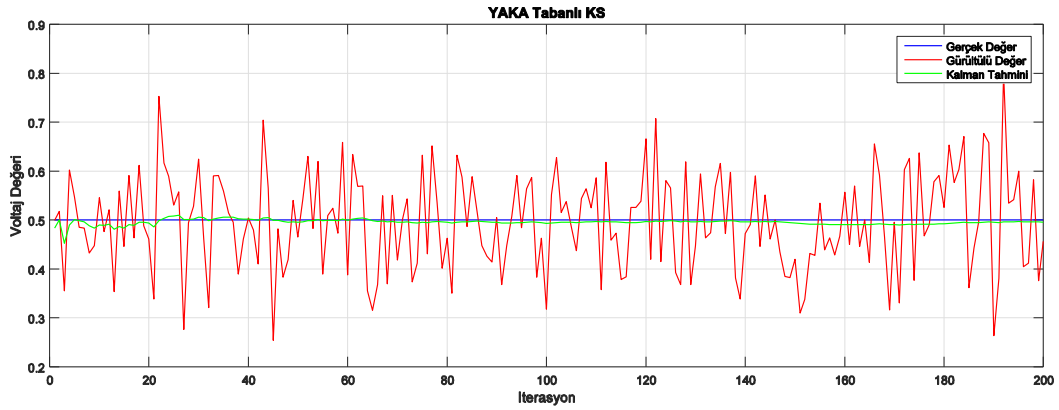
Algoritma	N	df	Chi_Square	p
GA	30	4	48.276	0.00000000082659
YAKA	30			
DGA	30			
PSOA	30			
ABA	30			

Tablo 8 Uygulama 1 için ikili algoritmalarda Mann-Whitney U test sonucu

Algoritmalar	Z	Ortalamaların Farkı	p	Anlamlı Fark
GA-YAKA	-5.651	8.13090469E-09	1.59350E-08	YAKA Lehine
GA-DGA	-4.402	7.57560362E-09	1.10000E-05	DGA Lehine
GA-PSOA	-4.303	-7.94631779E-06	1.70000E-05	PSOA Lehine
GA-ABA	-3.572	-1.92074016E-04	3.54000E-04	ABA Lehine
YAKA-DGA	-2.313	-5.55301069E-10	2.07140E-02	YAKA Lehine
YAKA-PSOA	-2.313	-7.95444869E-06	2.07070E-02	YAKA Lehine
YAKA-ABA	-2.313	-1.92082146E-04	2.07140E-02	YAKA Lehine
DGA-PSOA	-0.498	-7.95389339E-06	6.18411E-01	Yok
DGA-ABA	-0.36	-1.92081591E-04	7.18761E-01	Yok
PSOA-ABA	-0.148	-1.84127698E-04	8.82294E-01	Yok



Şekil 1 Uygulama 1 için yöntemlerin iterasyon-ortalama hata değişimi



Şekil 2 Uygulama 1 için en iyi YAKA sonuç grafiği

Uygulama 2 Problem Tanımı

Statik olarak belirlenen 45 derecelik açı ve 100 birimlik hızla yatay bir nesne atışı gerçekleştirilecektir. Her 0.1 saniyede dış kamerayla gürültülü, hassas iç kamerayla gerçek ölçüm yapılacaktır. Gürültülü ölçüm değerleri KS'ye girdi olarak verilip sonuçlar kullanılarak elde edilen tahmini değerlerle gürültü ve gerçek konum değerleri incelenecektir.

Algoritma Temel Parametrelerinin Seçimi

Bu uygulamada ölçüm hata kovaryansları (R_1, R_2) değerlerinin eniyilenmesi için kullanılan optimizasyon algoritmalarının temel parametreleri Tablo [9-13]'deki gibi seçilmiştir.

Farklı popülasyon büyüklükleri ile yapılan denemelerde popülasyon büyüklüğü değerinin 50 olmasının yeterli olduğu tespit edilmiştir. İterasyon sayısı olarak da 20 değerinin yeterli olduğu, bu değerden sonra iyileşmenin olmadığı görülmektedir. Genetik çeşitliliğin sağlandığı çaprazlama sabiti 0.8 olarak kabul edilmiştir. Değişim parametresi

mutasyon oranı değeri ise 0.2 olarak seçilmiştir.

Tablo 9 GA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	50
İterasyon	20
Çaprazlama Sabiti	0.8
Mutasyon Oranı	0.2

Koloni büyüklüğü 50, iterasyon sayısı 20 olarak alınmıştır. 20 seçilen ‘limit’ sayısı kadar denemeden sonra yiyecek kaynağında iyileşme görülmezse o kaynak terkedilir. Koloni sayısının yarısına eşit olan yiyecek kaynağı değeri 25 olarak alınmıştır.

Tablo 10 YAKA Temel Parametreleri ve Değerleri

Koloni Büyüklüğü	50
Limit	20
İterasyon Sayısı	20
Yiyecek Kaynağı	25

Diğer algoritmalarda olduğu gibi bu algoritmada da popülasyon büyüklüğü 50 iterasyon sayısı 20 olarak alınmıştır. Yardımlaşma değeri olan çaprazlama sabiti 0.8, ölçekleme faktörü değeri ise 1.75 olarak belirlenmiştir.

Tablo 11 DGA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	50
İterasyon Sayısı	20
Çaprazlama Sabiti	0.8
Adım Boyutu	1.75

Popülasyon büyüklüğü 50, iterasyon sayısı 20 olarak belirlenmiştir. Öğrenme faktörleri c_1, c_2 1.49 olarak, bir iterasyondaki bir parçacıkta meydana gelebilecek maksimum değişikliği belirten V_{max} [1000 1000] olarak ve eylemsizlik ağırlığı w 1.1 olarak seçilmiştir.

Tablo 12 PSOA Temel Parametrelerinin Seçimi

Popülasyon Büyüklüğü	50
İterasyon Sayısı	20
Parçacık Boyutu	2
V_{max}	[1000 1000]
c_1, c_2	1.49
w	1.1

Bu algoritmada da diğer algoritmalarda olduğu gibi popülasyon büyüklüğü 50, iterasyon sayısı 20 olarak seçilmiştir. Ateş böceklerinin arasındaki çekicilik oranı Betamin 0.2 kabul edilmiştir. Adım büyüklüğü Alpha 0.5 ve çekicilik değişimini belirleyen parametre Gamma 1 olarak belirlenmiştir. Seçilen bu parametreler genel kabul edilir değerler aralığında seçilmiştir.

Tablo 13 ABA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	50
İterasyon Sayısı	20
Alpha	0.5
Betamin	0.2
Gamma	1

Optimize Edilmiş KS'nin Uygulama 2 Sonuçları

Eğik atış uygulamasında KS parametrelerinden R_1 ve R_2 değerleri güncel zeki optimizasyon algoritmalarıyla eniyilenmiştir. Kullanılan tekniklerle, klasik yöntemle göre çok daha üstün bir başarı elde edilmiştir.

Tablo 14 incelendiğinde standart sapması en küçük olan YAKA ve PSOA kararlılığı en yüksek olan algoritmalarıdır. Bu iki algoritma ayrıca en düşük ortalama hata değerine sahiptir. İşlem süresi kriterine göre ABA diğer algoritmalara göre daha hızlı çalışmaktadır.

Tablo 15 incelendiğinde, yapılan istatistiksel analize göre Kruskal Wallis test

sonucunda anlamlılık değerinin (p), 2.52E-24 değerine eşit olması, optimizasyon için kullanılan algoritmalar arasında anlamlı farkın olduğunu göstermektedir.

Tablo 16 incelendiğinde tüm algoritmaların ikili kombinasyonları için Mann-Whitney U test sonuçları ve algoritmaların birbirlerine göre anlamlı farka sahip olup olmadıkları gözlemlenmektedir.

Şekil 3'e göre DGA en hızlı yakınsayan algoritmadır. Hata kovaryansı *P* değerinin ortalama norm değerine göre YAKA ve

PSOA en doğru sonuçları verirken ABA bu uygulama için en son tercih edilen algoritma olmalıdır.

Uygulama 2 için yapılan 30'ar koşmalık KS çalışmalarından elde edilen en düşük hatalı sonuçlardan birisine sahip olan YAKA'nın sonuç grafiği Şekil 4 ile gösterilmektedir.

Tablo 14 Kullanılan algoritmaların uygulama 2 için hata dağılımı

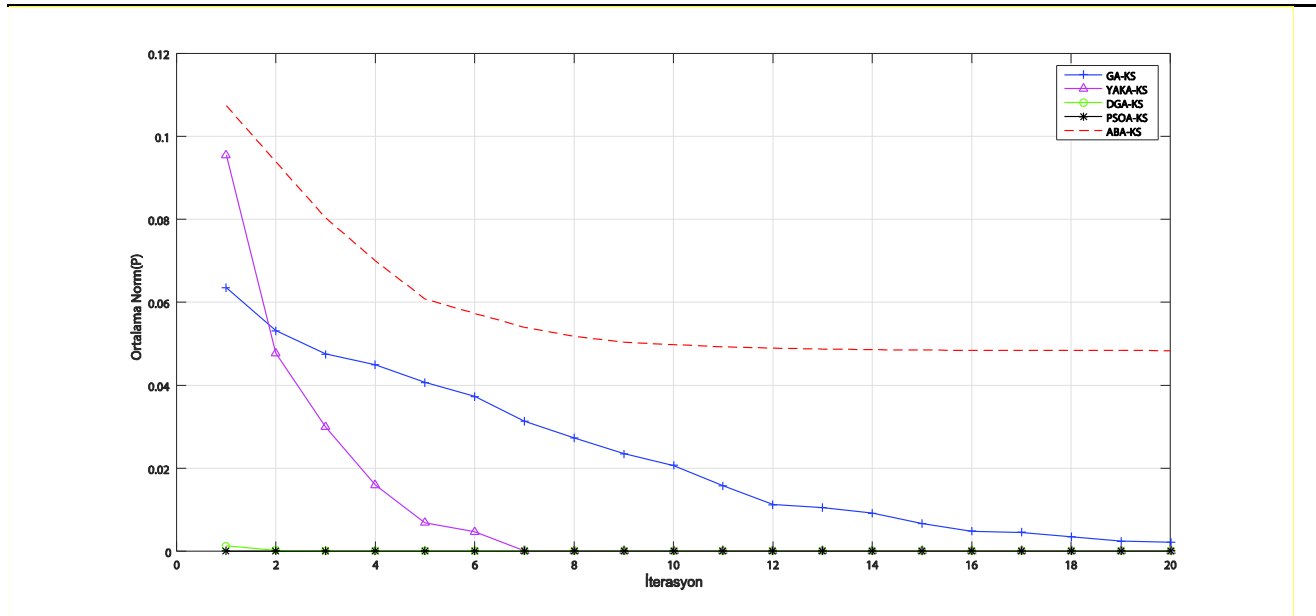
Algoritmalar	En İyi	En Kötü	Medyan	Ortalama	Standart Sapma	İşlem Süresi (sn)
GA	9.999991E-07	1.264826E-05	3.732849E-06	4.071810E-06	3.073522E-06	8.9435
YAKA	2.215384E-16	2.215384E-16	2.215384E-16	2.215384E-16	0.000000E+00	8.5983
DGA	3.730578E-08	2.003408E-04	6.549620E-06	2.535909E-05	4.731570E-05	11.0672
PSOA	2.215384E-16	2.215384E-16	2.215384E-16	2.215384E-16	0.000000E+00	10.8389
ABA	4.047695E-07	8.136607E-06	2.924351E-06	3.072231E-06	1.724239E-06	8.4199

Tablo 15 Uygulama 2 için tüm algoritmalarda Kruskal Wallis test sonucu

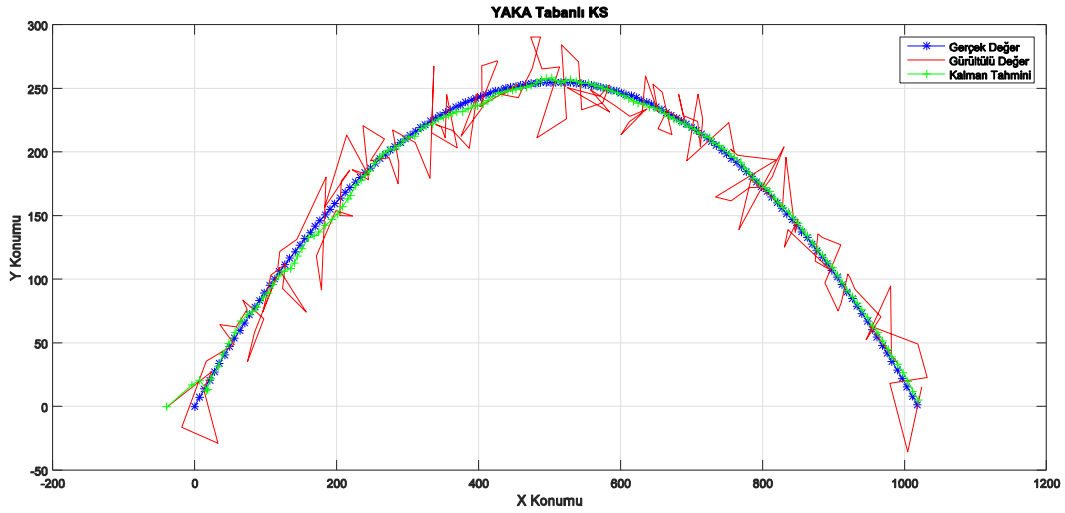
Algoritma	N	df	Chi_Square	p
GA	30	4	116.846	2.52E-24
YAKA	30			
DGA	30			
PSOA	30			
ABA	30			

Tablo 16 Uygulama 2 için ikili algoritmalarda Mann-Whitney U test sonucu

Algoritmalar	Z	Ortalamaların Farkı	p	Anlamlı Fark
GA-YAKA	-7.131	4.07181034E-06	9.99E-13	YAKA Lehine
GA-DGA	-1.467	-2.12872814E-05	0.142	Yok
GA-PSOA	-7.131	4.07181034E-06	9.99E-13	PSOA Lehine
GA-ABA	-1.215	9.99579481E-07	0.224	Yok
YAKA-DGA	-7.112	-2.53590918E-05	1.14E-12	YAKA Lehine
YAKA-PSOA	0	0.00000000E+00	1	Yok
YAKA-ABA	-7.112	-3.07223086E-06	1.14E-12	YAKA Lehine
DGA-PSOA	-7.112	2.53590918E-05	1.14E-12	PSOA Lehine
DGA-ABA	-2.218	2.22868609E-05	0.026578	ABA Lehine
PSOA-ABA	-7.112	-3.07223086E-06	1.14E-12	PSOA Lehine



Şekil 3 Uygulama 2 için yöntemlerin iterasyon-ortalama norm (P) değişimi



Şekil 4 Uygulama 2 için en iyi YAKA sonuç grafiği

Uygulama 3 Problem Tanımı

İzdüşüm koordinatları '+' ile ifade edilen bir nesnenin 121 çerçeveden oluşan bir harekette bulunduğu varsayılmaktadır. 86. ve 100. Çerçeveler arasında yerleştirilmiş olan tünelin altından geçen top gözden kaybolmaktadır. KS kullanılarak nesnenin görüldüğü durumlarda hem koordinat kestirimi hem doğrulama adımları uygulanırken nesnenin kaybolduğu durumlarda sadece kestirim adımı uygulanarak konum tahmini yapılacaktır. Şekil

5 ile bu uygulama için belirlenen senaryo gösterilmektedir.

Algoritma Temel Parametrelerinin Seçimi

Bu uygulamada başlangıç hata kovaryansı (P), işlem hata kovaryansı (Q) ve ölçüm hata kovaryansları (R_1, R_2, R_3) değerlerinin eniyilenmesi için kullanılan optimizasyon algoritmalarının temel parametreleri Tablo [17-21]'deki gibi seçilmiştir.

Farklı popülasyon büyüklükleri ile yapılan denemelerde popülasyon büyüklüğü

değerinin 200 olmasının yeterli olduğu tespit edilmiştir. İterasyon sayısı olarak da 100 değerinin yeterli olduğu, bu değerden sonra iyileşmenin olmadığı görülmektedir. Genetik çeşitliliğin sağlandığı çaprazlama sabiti 0.8 olarak kabul edilmiştir. Değişimi belirleyen mutasyon oranı değeri ise 0.2 olarak seçilmiştir.

Tablo 17 GA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	200
İterasyon	100
Çaprazlama Sabiti	0.8
Mutasyon Oranı	0.2

Koloni büyüklüğü 200, iterasyon sayısı 100 olarak alınmıştır. 100 seçilen 'limit' sayısı kadar denemeden sonra yiyecek kaynağında iyileşme görülmezse o kaynak terkedilir. Koloni sayısının yarısına eşit olan yiyecek kaynağı değeri 100 olarak alınmıştır.

Tablo 18 YAKA Temel Parametreleri ve Değerleri

Koloni Büyüklüğü	200
Limit	100
İterasyon Sayısı	100
Yiyecek Kaynağı	100

Diğer algoritmalarda olduğu gibi bu algoritmada da popülasyon büyüklüğü 200 iterasyon sayısı 100 olarak alınmıştır.

Yardımlaşma değeri olan çaprazlama sabiti 0.8, ölçekleme faktörü değeri ise 1.75 olarak belirlenmiştir.

Tablo 19 DGA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	200
İterasyon Sayısı	100
Çaprazlama Sabiti	0.8
Adım Boyutu	1.75

Popülasyon büyüklüğü 200, iterasyon sayısı 100 olarak belirlenmiştir. Öğrenme faktörleri c_1, c_2 1.49 olarak, bir iterasyondaki bir parçacıkta meydana gelebilecek maksimum değışikliğı belirten V_{max} [0.99 0.99 0.99 0.99 0.99] olarak ve eylemsizlik ağırlığı w 1.1 olarak seçilmiştir.

Tablo 20 PSO Temel Parametrelerinin Seçimi

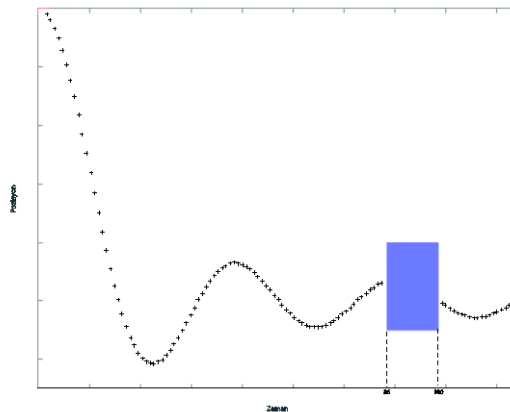
Popülasyon Büyüklüğü	200
İterasyon Sayısı	100
Parçacık Boyutu	5
V_{max}	[0.99 0.99 0.99 0.99 0.99]
c_1, c_2	1.49
w	1.1

Popülasyon ve iterasyon sayısı diğer algoritmalarda olduğu gibi sırasıyla 200 ve 100 olarak seçilmiştir. Ateş böceklerinin arasındaki çekicilik oranı Betamin 0.2, adım büyüklüğü Alpha 0.5 ve çekicilik değışimini belirleyen parametre Gamma 1 olarak belirlenmiştir.

Tablo 21 ABA Temel Parametreleri ve Değerleri

Popülasyon Büyüklüğü	200
İterasyon Sayısı	100
Alpha	0.5
Betamin	0.2
Gamma	1

Uygulama 1, 2 ve 3 için optimizasyon algoritmaları kontrol parametrelerinden popülasyon büyüklüğü, iterasyon sayısı veya bunlara karşılık gelen parametreler dışında seçilen diğer bütün parametreler literatürde genel kabul görmüş parametre değeri aralığından seçilmiştir. Böylelikle parametre seçiminde işlem performansı bazında zaman kazancı sağlanmıştır.



Şekil 5 Uygulama 3, tünel konumu 86-100. çerçevesi

Optimize Edilmiş KS'nin Uygulama 3 Sonuçları

Nesne takibi uygulamasında P, Q, R_1, R_2, R_3 değerleri optimizasyon teknikleriyle eniyilenerek klasik yöntemle göre daha doğru sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 22 incelendiğinde standart sapması en küçük olan DGA kararlılığı en yüksek olan algoritmadır. DGA 7.230761E-05 değeri ile en düşük ortalama hata değerine sahiptir. İşlem süresi kriterine göre PSOA diğer algoritmalara göre daha hızlı çalışmaktadır.

Tablo 23 incelendiğinde, yapılan istatistiksel analize göre Kruskal Wallis test sonucunda anlamlılık değerinin (p), 1.21E-19 değerine eşit olması, optimizasyon için

kullanılan algoritmalar arasında anlamlı farkın olduğunu göstermektedir.

Tablo 24 incelendiğinde tüm algoritmaların ikili kombinasyonları için Mann-Whitney U test sonuçları ve algoritmaların birbirlerine göre anlamlı farka sahip olup olmadıkları gözlemlenmektedir.

Şekil 6'ya göre PSOA en hızlı yakınsayan algoritmadır. GA bu uygulama için en son tercih edilen algoritma olmalıdır. Uygulama 3 için yapılan 30'ar koşmalı KS çalışmalarından elde edilen en düşük hatalı sonuçlardan birisine sahip olan DGA'nın sonuç grafiği Şekil 7 ile gösterilmektedir.

Tablo 22 Kullanılan algoritmaların uygulama 3 için hata dağılımı

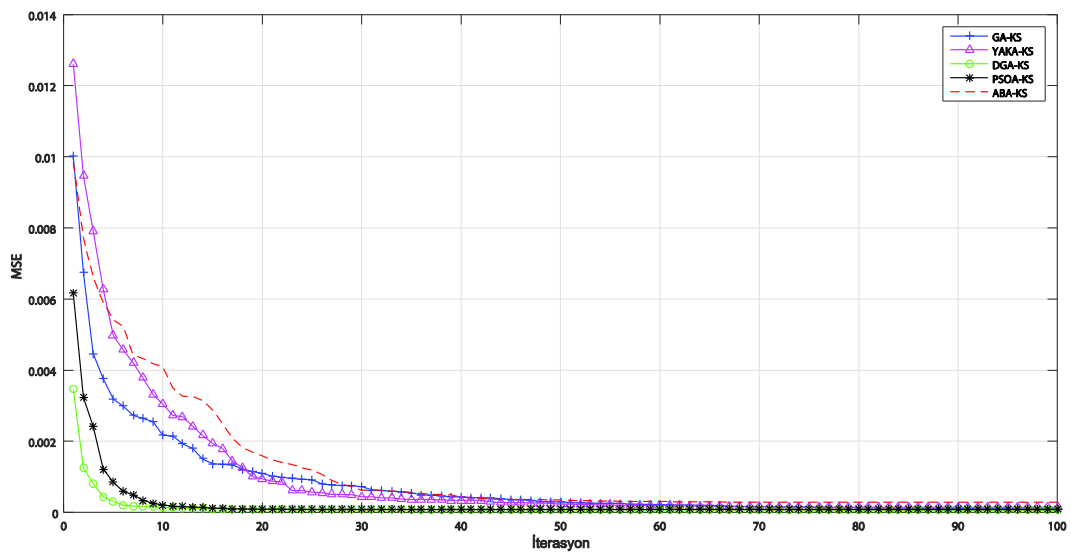
Algoritmalar	En İyi	En Kötü	Medyan	Ortalama	Standart Sapma	İşlem Süresi (sn)
GA	7.081927E-05	1.832921E-04	9.273430E-05	1.020650E-04	2.553917E-05	920
YAKA	7.859055E-05	5.496625E-04	9.462992E-05	1.199800E-04	8.804016E-05	922
DGA	6.934227E-05	8.993598E-05	7.000986E-05	7.230761E-05	6.057500E-06	910
PSOA	6.914152E-05	8.950590E-05	8.949613E-05	8.271763E-05	9.752088E-06	890
ABA	6.943283E-05	1.199189E-03	1.476600E-04	2.841548E-04	2.786848E-04	903

Tablo 23 Uygulama 3 için tüm algoritmalarda Kruskal Wallis test sonucu

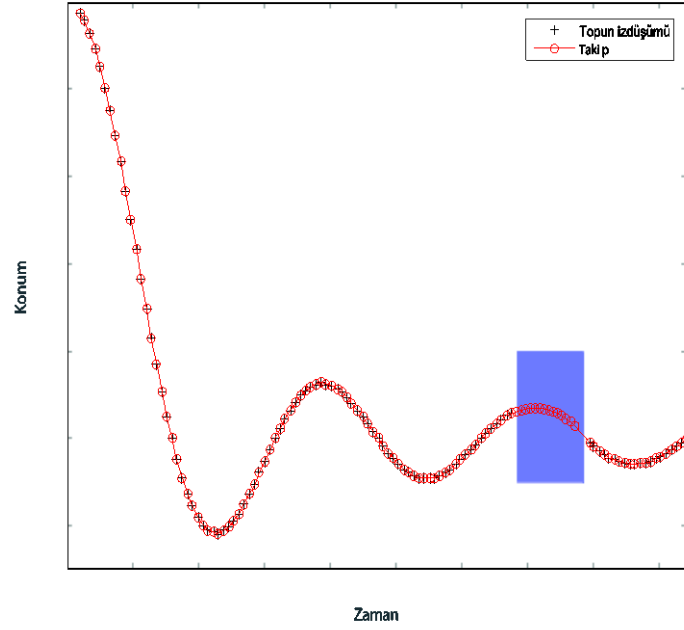
Algoritma	N	df	Chi_Square	p
GA	30	4	94.877	1.21E-19
YAKA	30			
DGA	30			
PSOA	30			
ABA	30			

Tablo 24 Uygulama 3 için ikili algoritmalarda Mann-Whitney U test sonucu

Algoritmalar	Z	Ortalamaların Farkı	p	Anlamlı Fark
GA-YAKA	-2.04	-1.79150333E-05	0.041325	GA Lehine
GA-DGA	-6.298	2.97573497E-05	3.01E-10	DGA Lehine
GA-PSOA	-5.604	1.93473324E-05	2.10E-08	PSOA Lehine
GA-ABA	-3.889	-1.82089794E-04	0.000101	GA Lehine
YAKA-DGA	-6.476	4.76723830E-05	9.44E-11	DGA Lehine
YAKA-PSOA	-5.471	3.72623657E-05	4.48E-08	PSOA Lehine
YAKA-ABA	-2.203	-1.64174761E-04	0.027586	YAKA Lehine
DGA-PSOA	-1.346	-1.04100173E-05	0.178453	Yok
DGA-ABA	-6.21	-2.11847144E-04	5.29E-10	DGA Lehine
PSOA-ABA	-6.063	-2.01437127E-04	1.34E-09	PSOA Lehine



Şekil 6 Uygulama 3 için yöntemlerin iterasyon-ortalama hata değişimi



Şekil 7 Uygulama 3 için en iyi DGA sonuç grafiği

Sonuç

Kalman Süzgeci (KS) gürültülü voltaj okuma, eğik atış ve nesne takibi uygulamalarında gürültüden arındırma ve konum tespiti yapmak için kullanılmıştır. Gürültülü voltaj değeri okuma uygulanması için KS parametrelerinden ölçüm hata kovaryansı R değeri, eğik atış uygulanması için ölçüm hata kovaryansı R_1 ve R_2 değerleri, nesne takibi uygulanması için de Q, P, R_1, R_2, R_3 değerleri zeki optimizasyon teknikleri kullanılarak eniyelenmiştir. Herbir uygulama için optimizasyon tekniği kullanılarak alınmış olan en kötü sonuç bile kullanıcı deneyimine bırakılan seçimlerden daha doğru sonuçlar vermektedir. Bu şekilde özellikle çevrimiçi uygulamalarda daha doğru sonuçların elde edilmesi önem arz etmektedir. Bu makalede ayrıca optimizasyon teknikleri arasında istatistiksel analiz yapılarak herbir uygulama için Kruskal Wallis ve Mann-Whitney U testleri

uygulanmıştır. Algoritmalar arasında sonuç farkı olsa bile yapılan ikili karşılaştırmalarda Mann-Whitney U testi kullanılarak iki algoritma sonucu arasında anlamlı farkın olup olmadığı tespit edilmiştir. Bir diğer performans kriteri, işlem süresine göre farklı uygulamalarda farklı algoritmaların daha hızlı çalıştığı tespit edilmiştir. Problemdeki doğruluk veya işlem süresi kriterinin önemine göre seçilecek olan optimizasyon parametresi belirlenebilir.

Teşekkür

Bu çalışma Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri (BAP) Birimi tarafından “FYL-2016-6520” kodlu araştırma projesi ile desteklenmektedir.

Kaynaklar

[1] Kalman R, 1960. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, *Journal of Basic Engineering*, 82(1):35.

[2] Yan J, Yuan D, Xing X, Jia Q, 2008. Kalman filtering parameter optimization techniques based on genetic algorithm, 2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics, Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE).

[3] Ramakoti N, Vinay A, Jatoth RK, 2009. Particle Swarm Optimization Aided Kalman Filter for Object Tracking, 2009 International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies, Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE).

[4] Jatoth RK, Kumar TK, 2009. Particle Swarm Optimization Based Tuning of Unscented Kalman Filter for Bearings Only Tracking, 2009 International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing, Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE).

[5] Jatoth RK, Reddy GA, 2010. A Hybrid GA-Adaptive Particle Swarm Optimization Based Tuning of Unscented Kalman Filter for Harmonic Estimation, *Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing*, 380–388, Springer Science Business Media.

[6] Jatoth RK, Rao DN, Kumar KS, 2010. Particle Swarm Optimization aided unscented kalman filter for ballistic target tracking, 2010 International Conference On Communication Control And Computing Technologies, Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE).

[7] Jin Y, 2012. Application of Differential Evolution to the Parameter Optimization of the Unscented Kalman Filter, *Communications in Computer and Information Science*, 341–346, Springer Science Business Media.

[8] Ting TO, Man, KL, Lim, EG, Leach, M, 2014. Tuning of Kalman Filter Parameters via Genetic Algorithm for State-of-Charge Estimation in Battery Management System, *The Scientific World Journal*, 2014:1–11.

[9] Lin G, Jing, Z, Liu, Z, 2014. Tuning of Extended Kalman Filter using Improved Particle Swarm Optimization for Sensorless Control of Induction Motor, *Journal of Computational Information Systems*, 2014:2455–2462.

[10] Laamari Y, Chafaa K, Athamena B, 2014. Particle swarm optimization of an extended Kalman filter for speed and rotor flux estimation of an induction motor drive, *ElectrEng*, 97(2):129–138.

[11] Ozcan T, Basturk A, 2016. Kalman Süzgeci Parametrelerinin Nesne Takibi Amacıyla Zeki Optimizasyon Algoritmalarıyla Belirlenmesi, 1st International Conference on Engineering Technology and Applied Sciences, 1384–1388, Afyon Kocatepe University.

[12] Ozcan T, Badem H, Basturk A, 2016. Artificial Bee Colony Algorithm Based Parameter Tuning of Kalman Filter for Object Tracking, *International Conference on Information Complexity and Statistical Modeling in High Dimensions with Applications*, Nevşehir

[13] Holland JH, 1992. *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, A Bradford Book.

[14] Karaboga D, 2011. *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları*, Nobel.

[15] Storn R, Price K, 1997. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, *Journal of Global Optimization*,11(4):341–359.

[16] Kennedy J, Eberhart R, 1995. Particle swarm optimization, *Proceedings of ICNN95-International Conference on Neural Networks*, Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE).

[17] Yang XS, 2010. *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms: Second Edition*, Luniver Press.