



# Oransal İntegral Türevsel Denetleyici Parametrelerinin Değiştirilmiş Radyal Hareket Optimizasyonu ile Ayarlanması

Oğuzhan Çakır<sup>1\*</sup>, Sinan Tekin<sup>2</sup>

<sup>1\*</sup> Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Trabzon, Türkiye, (ORCID: 0000-0002-6576-8710), [cakir@ktu.edu.tr](mailto:cakir@ktu.edu.tr)

<sup>2</sup> Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Trabzon, Türkiye, (ORCID: 0000-0001-9431-2766), [sinantekin91@gmail.com](mailto:sinantekin91@gmail.com)

(İlk Geliş Tarihi 24 Kasım 2020 ve Kabul Tarihi 23 Şubat 2021)

(DOI: 10.31590/ejosat.830467)

**ATIF/REFERENCE:** Çakır, O. & Tekin, S. (2021). Oransal İntegral Türevsel Denetleyici Parametrelerinin Değiştirilmiş Radyal Hareket Optimizasyonu ile Ayarlanması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (23), 9-21.

## Öz

Bu makalede, *radyal hareket optimizasyonunun* (Radial Movement Optimization (RMO)) yeni bir varyantı olarak *değiştirilmiş radyal hareket optimizasyonu* (Modified Radial Movement Optimization (MRMO)) önerilmiştir. Ayrıca seçilen üç test sistem için PID denetleyicinin kazanç faktörleri, *önerilen yöntem* (MRMO), *parçacık sürüsü optimizasyonu* (Particle Swarm Optimization (PSO)), RMO, *farısal gelişim* (Differential Evolution, (DE)) ve *genetik algoritma* (Genetic Algorithm (GA)) ile en iyileştirilmiştir. Sezgisel optimizasyon yöntemleri ile parametre ayarında *mutlak hata toplamı*, *hata karesi toplamı*, *zaman ağırlıklı mutlak hata toplamı* ve *zaman ağırlıklı hata karesi toplamı* olmak üzere dört farklı hata alanı tabanlı başarımlar kriteri kullanılmıştır. Öncelikle bu beş sezgisel optimizasyon yöntemi (MRMO, PSO, RMO, DE ve GA) destekli PID denetleyicinin başarımlarını seçilen hata alanı kriterine göre kıyaslanmış olup, ardından optimizasyon yöntemlerinin performansları birbirleri ile karşılaştırılmış ve elde edilen sonuçlar analiz edilmiştir. Literatürde PID denetleyici parametrelerinin PSO, DE, GA ve RMO kullanılarak ayarlanmasına yönelik çok sayıda çalışma mevcuttur. Ancak PID denetleyicinin kazanç değerlerinin önerilen MRMO ile en iyileştirilmesine yönelik bir çalışma bulunmamaktadır. Bu yenilik sunulan çalışmanın mevcut literatüre en önemli katkısıdır.

**Anahtar Kelimeler:** Oransal integral denetleyici, Parametre ayarlama, Sezgisel optimizasyon yöntemleri, Stokastik algoritmalar.

## Tuning Proportional Integral Derivative Controller Parameters with Modified Radial Movement Optimization

### Abstract

In this article, *modified radial movement optimization* (MRMO) is proposed as a new variant of *radial movement optimization* (RMO). Also, for the three selected test systems, the gain factors of the PID controller were optimized by the *proposed method* (MRMO), *particle swarm optimization* (PSO), *radial movement optimization* (RMO), *differential evolution* (DE), and *genetic algorithm* (GA). With heuristic optimization methods, four different error area-based performance criteria were used in parameter tuning: *Integral of square error*, *integral of absolute value of error*, *time-weighted integral of square error*, and *time-weighted integral of absolute value of error*. First, the performance of the PID controller tuned by these five heuristic optimization methods (MRMO, PSO, RMO, DE, and GA) was compared according to the selected error area criteria, and then the performances of the optimization methods were compared with each other and the results obtained were analyzed. There are many studies in the literature regarding the tuning of PID controller parameters using PSO, DE, GA, and RMO. However, there is no study on the optimization of the gain constants of the PID controller with the proposed MRMO. This is the most important contribution of this study presented to the current literature.

**Keywords:** Proportional integral controller, Parameter tuning, Heuristic optimization methods, Stochastic algorithms.

\* Sorumlu Yazar: [cakir@ktu.edu.tr](mailto:cakir@ktu.edu.tr)

## 1. Giriş

Günümüzde teknolojinin gelişimine paralel olarak otomatik kontrol sistemlerine olan ihtiyaç artmıştır. Bu sistemler üretim süreçlerinin hızlarını, doğruluklarını ve güvenilirliklerini yükseltmiş ve sistem maliyetlerini de düşürmüşlerdir. Basitliği ve uygulama kolaylığı açısından en yaygın kullanılan denetim yöntemi *açık-kapalı* kontroldür (Gille & Paquet, 1962; Jing et al, 2011; Koswara & Nagy, 2017). Bu yöntemde sistemi kontrol etmek için iki konumlu bir son kontrol elemanı yeterlidir. Ancak kontrol edilen değişken hiçbir zaman referans değerinde sabitlenememektedir. Çünkü son kontrol elemanının tamamen açık veya tamamen kapalı olması süreç değişkeninin ayar noktasına getirilebilmesi için yeterli olmamaktadır. Bu nedenle kontrol edilen değişken referans değer etrafında denetim süresi boyunca salınım yapmaktadır. Son kontrol elemanının oransal olduğu sistemlerde ise oransal kontrol yapmak mümkündür. Literatürde birçok oransal kontrol yöntemi bulunmakta olup, bunlar içerisinde en yaygın olarak kullanılan *oransal integral türevsel* (Proportional Integral Derivative (PID)) kontroldür (Çeven & Albayrak, 2020; Denizci & Ulu, 2020; Köse & Oktay, 2020). Bu teknik, üç kontrol eylemini içermesi nedeniyle *üç modlu denetim* olarak da isimlendirilmektedir. PID kontrol hata tabanlı çalıştığı için denetlenen sistemin matematiksel modelinin bilinmesine gerek yoktur. Bu yöntemde oransal bileşen hatanın genliğine, integral kısmı hatanın alanına ve türevsel bileşen ise hatanın eğimine göre üretilen kontrol sinyaline katkı yapmaktadır. İntegral eylemi hatanın geçmişini, oransal etki şimdiki değerini ve türevsel bileşen de geleceğini referans almaktadır. Bu açıdan PID denetim hatanın geçmişi, anlık değeri ve geleceğine göre uygun kontrol sinyallerini üretmektedir. PID kontrolde bu üç bileşenin sistem üzerindeki etkisi kazanç sabitleri ile belirlenmektedir. Uygun seçilmiş kazanç sabitleri ile başarılı kontrol süreçleri gerçekleştirilebilirken, parametrelerinin yanlış seçimi sistemi kararsız hale getirebilmektedir. Bu kazanç terimlerinin uygun değerlerinin bulunması, *deneme yanılma yöntemi* ile yapılabileceği gibi *genetik algoritma* (Deb, 1999; Trebi-Ollennu & White, 1997; Mills et al, 2015), *farksal gelişim* (Price, 1999; Thangaraj et al, 2011; Fokas, 2002), *yapay karınca kolonisi* (Dorigo et al, 1996; Chen, et al, 2009; Sethi & Singhal, 2017; Boudardara & Gorkemli, 2018), *yapay arı kolonisi* (Karaboga, 2005; Kaya & Furat, 2020; Zhang & Wang, 2018; Koçer, 2017), *yapay sinir ağları* (Warren & Pitts, 1943; Taşören et al, 2020; Turkmen & Guney, 2004; Gür & Furat, 2020) ve *parçacık sürüsü optimizasyonu* (Kennedy & Eberhart, 1995; Köse & Coşkun, 2020; Zhang & Wu, 2012; Lee, 2008) gibi sezgisel optimizasyon yöntemleri kullanılarak da gerçekleştirilebilir.

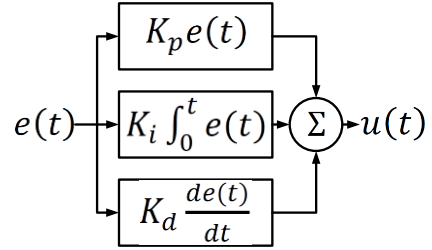
Bu çalışmada, *radyal hareket optimizasyonunun* (Radial Movement Optimization (RMO)) (Rahmani & Yusof, 2014) yeni bir varyantı olan *değiştirilmiş radyal hareket optimizasyonu* (Modified Radial Movement Optimization (MRMO)) önerilmiştir. Önerilen yöntemin başarımını ortaya koymak amacıyla seçilen üç test sistemi için PID denetleyicinin kazanç sabitleri en iyileştirilmiş ve elde edilen sonuçlar *parçacık sürüsü optimizasyonu* (Particle Swarm Optimization (PSO)), RMO, *farksal gelişim* (Differential Evolution (DE)) ve *genetik algoritma* (Genetic Algorithm (GA)) ile bulunan başarım değerleriyle kıyaslanmıştır. Sezgisel optimizasyon yöntemlerinin başarımalarının karşılaştırılmasında *mutlak hata toplamı* (Integral Absolute Error (IAE)), *hata karesi toplamı* (Integral Square Error (ISE)), *zaman ağırlıklı mutlak hata toplamı* (Integral

Time-weighted Absolute Error (ITAE)) ve *zaman ağırlıklı hata karesi toplamı* (Integral Time-weighted Square Error (ITSE)) olmak üzere dört farklı hata alanı tabanlı başarım kriteri kullanılmıştır. Literatürde PID denetleyici parametrelerinin PSO, DE, GA ve RMO kullanılarak ayarlanmasına yönelik çok sayıda çalışma mevcuttur. Ancak PID denetleyicinin kazanç faktörlerinin MRMO ile en iyileştirilmesine yönelik bir çalışma bulunmamaktadır.

## 2. Materyal ve Metot

### 2.1. Oransal İntegral Türevsel Kontrol

Geri beslemeli kontrol, ölçüm sonuçlarından elde edilen bilgileri kullanan bir denetim mekanizmasıdır. Pozitif ve negatif olmak üzere iki tip geri besleme kontrol yapısı bulunmaktadır. Pozitif geri beslemeli sistemler giriş işaretinin genliğini arttırırken, negatif geri beslemeli sistemler azaltmaktadır. Şekil 1'de blok şeması verilen ve negatif geri beslemeli bir denetim yöntemi olan PID kontrol, 1939 yılında ortaya çıkmış olup, günümüzde de çok yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. PID denetleyici, elde edilen hata sinyalinin geçmişi, mevcut durumu ve geleceğine göre uygun kontrol sinyallerini üretmektedir (Örnek & Ertaş, 2020). PID denetleyici oransal, integral ve türevsel olmak üzere üç temel bileşenden oluşmaktadır (Tabak, 2020).



Şekil 1. PID Denetleyicinin Blok Şeması

Şekil 1'de  $e(t)$  zamanın bir fonksiyonu olarak hata sinyali,  $u(t)$  zamanın bir fonksiyonu olarak kontrol sinyali,  $K_p$  oransal kazanç,  $K_i$  integral kazancı,  $K_d$  türevsel kazanç,  $t$  zamanı,  $\int$  integral işlemi,  $d/dt$  türev işlemi ve  $\Sigma$  toplama işlemidir.

### 2.2. Kıyas Modelleri

Hagglund ve Astrom sanayide kullanılan süreçleri temsil etmek amacıyla 2004 yılından 134 kıyas modeli tanıtmış (Hägglund & Åström, 2004) olup, bu modeller Tablo 1'de verilmiştir. Sunulan çalışmada PID parametrelerinin ayarlanmasında tablodaki  $P_1(s)$ ,  $P_2(s)$  ve  $P_6(s)$  kıyas modelleri kullanılmıştır.

### 2.3. Hata Alanı Tabanlı Başarım Kriterleri

*Hata alanı*, sistem tepkisi eğrisi ile istenen değer arasında kalan alan olarak tanımlanabilir. PID parametrelerinin ayarlanmasında, hata alanı uygunluk fonksiyonu olarak kullanılmaktadır. Literatürde en yaygın kullanılan hata alanı kriterleri (1), (2), (3) ve (4)'te verilmiştir. Bu kriterler temelde, *hatanın genlik toplamı*, *güç toplamı* (enerjisi), *zaman ağırlıklı genlik toplamı* ve *zaman ağırlıklı enerjisidir*.

$$IAE = \int_0^T |e(t)| dt \quad (1)$$

$$ISE = \int_0^T e^2(t) dt \quad (2)$$

$$ITAE = \int_0^T t|e(t)|dt \quad (3)$$

$$ITSE = \int_0^T t \cdot e^2(t)dt \quad (4)$$

Burada, IAE mutlak hatanın toplamını, ISE hata karesinin toplamını, ITAE zaman ağırlıklı mutlak hatanın toplamını, ITSE zaman ağırlıklı hata karesinin toplamını,  $e(t)$  sistem hatasını,  $T$  anlık zamanını ve  $|\cdot|$  mutlak değer işlemini göstermektedir.

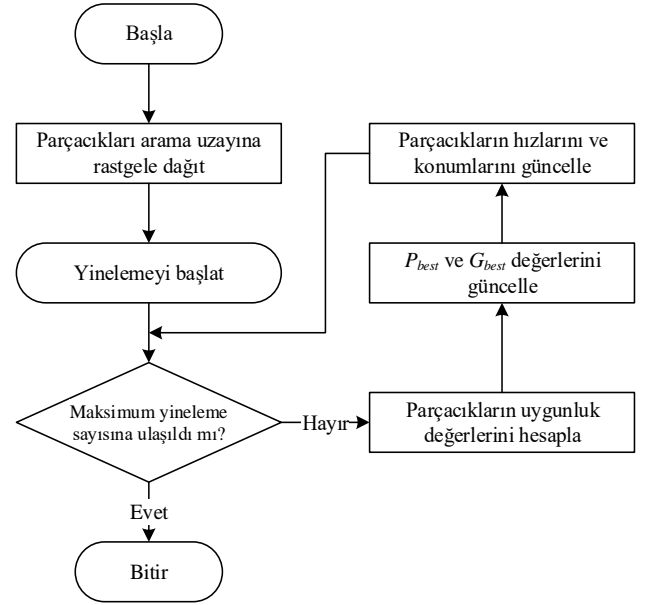
Tablo 1. 134 Kıyas Süreç Modeli

Transfer Fonksiyonu	Parametre
$P_1(s) = \frac{e^{-s}}{1+sT}$	$T = \{0,02, 0,05, 0,1, 0,2, 0,3, 0,5, 0,7, 1,0, 1,3, 1,5, 2,4, 6, 8, 10, 20, 50, 100, 200, 500, 1000\}$
$P_2(s) = \frac{e^{-s}}{(1+sT)^2}$	$T = \{0,01, 0,02, 0,05, 0,1, 0,2, 0,3, 0,5, 0,7, 1,0, 1,3, 1,5, 2,4, 6, 8, 10, 20, 50, 100, 200, 500\}$
$P_3(s) = \frac{e^{-s}}{(1+s)(1+sT)^2}$	$T = \{0,005, 0,01, 0,02, 0,05, 0,1, 0,2, 0,5, 2,5, 10\}$
$P_4(s) = \frac{1}{(1+s)^n}$	$n = \{3, 4, 5, 6, 7, 8\}$
$P_5(s) = \frac{1}{(1+s)(1+\alpha s)(1+\alpha^2 s)(1+\alpha^3 s)}$	$\alpha = \{0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5, 0,6, 0,7, 0,8, 0,9\}$
$P_6(s) = \frac{1}{s(1+sT)} e^{-sL}$ $T + L = 1$	$L = \{0,01, 0,02, 0,05, 0,1, 0,2, 0,3, 0,5, 0,7, 0,9, 1,0\}$ $T + L = 1$
$P_7(s) = \frac{1}{(1+sT)(1+sT_1)} e^{-sL}$ $T_1 + L = 1$	$T = 1, 2, 5, 10$ $L = \{0,01, 0,02, 0,05, 0,1, 0,3, 0,5, 0,7, 0,9, 1,0\}$
$P_8(s) = \frac{1-\alpha s}{(1+s)^3}$	$\alpha = \{0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5, 0,6, 0,7, 0,8, 0,9, 1,0, 1,1\}$
$P_9(s) = \frac{1}{(1+s)((sT)^2 + 1,4sT + 1)}$	$T = \{0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5, 0,6, 0,7, 0,8, 0,9, 1,0\}$

## 2.4. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu

PSO bireylerin birbirleri ile etkileşimine dayalı bir optimizasyon yöntemidir. Tekniğin ilk simülasyonları Kennedy ve Eberhart (Kennedy & Eberhart, 1995) tarafından 1995 yılında Heppner ve Grenander'in çalışmaları esas alınarak gerçekleştirilmiştir (Heppner & Grenander, 1990). Daha sonra algoritma geliştirilerek bir optimizasyon yöntemi olarak ortaya çıkmıştır (Kennedy & Eberhart, 1997; Eberhart & Kennedy, 1995; Eberhart et al, 1996).

PSO sürü tabanlı bir algoritma olup, sürü parçacıklardan oluşmaktadır (Çiftçiöğlü & Doğan, 2019). Şekil 2'de akış şeması görülen PSO'da öncelikle her biri çözülmek istenen problemin olası bir çözümü olan parçacıklar arama uzayına rastgele veya düzenli bir şekilde dağıtılmaktadır (Ma et al, 2021). Parçacığın boyutu çözülecek problemin boyut ile aynı olup, her parçacık o ana kadar elde ettiği en iyi çözümü ( $P_{best}$ ) veren konumunu saklamaktadır. Parçacıkların her yinelemedeki yeni konumu, kendi en iyi ve sürünün en iyi uygunluk değerini veren koordinatların ( $G_{best}$ ) bir ağırlıklandırması ile hesaplanmaktadır. Böylece her parçacık hem kendi tecrübesi ve hem de sürünün toplam tecrübesine göre bir sonraki konumunu belirlemektedir. En fazla yineleme sayısı, en düşük hata değeri ve en düşük hata değerindeki değişim gibi önceden belirlenen durma koşulu sağlandığında sürünün en iyi uygunluk değerine sahip olan parçacığın koordinatları ( $G_{best}$ ) problemin çözümünü vermektedir.



Şekil 2. PSO'nun Akış Şeması

## 2.5. Radyal Hareket Optimizasyonu

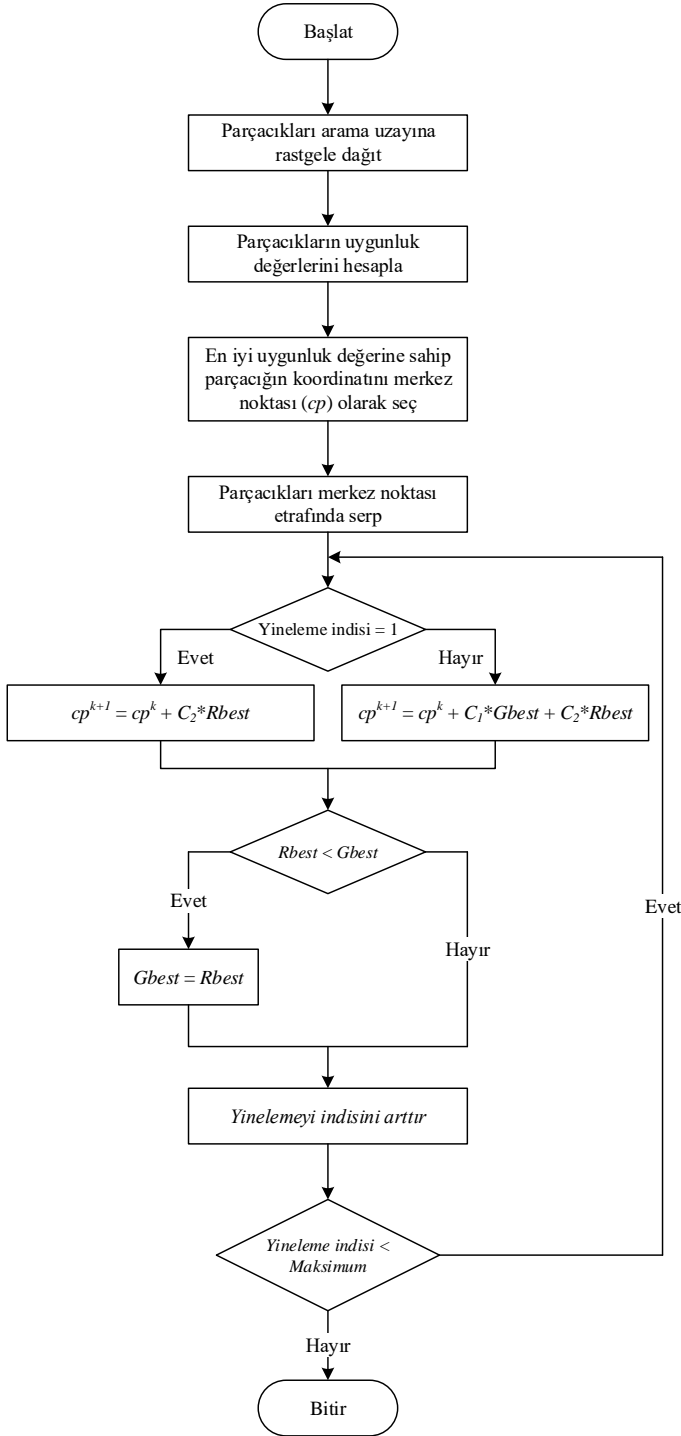
RMO, sürü tabanlı rastsal bir optimizasyon yöntemidir (Rahmani & Yusof, 2014; Rahmani et al, 2015). Bazı açılardan PSO ve DE algoritmalarına benzemekle birlikte en önemli farklılığı sürüyü oluşturan parçacıkların hareketidir. RMO'da parçacıklar bir merkez noktasının etrafında radyal olarak hareket etmektedirler. Şekil 3'te verilen akış şemasından da anlaşılacağı gibi bu merkez noktası her yinelemede güncellenmektedir (Rahmani & Yusof, 2014). Çözülmek istenen problemin üç parametreliliğini kabul edildiğinde, parçacıklar merkez noktaya eşit uzaklıkta ancak farklı hızlarda hareket etmektedirler. Her yinelemede tüm parçacıkların mevcut konumları çözülecek problemin uygunluk fonksiyonuna bir giriş olarak verilmekte ve her parçacık için bir uygunluk değeri hesaplanmaktadır. Her yinelemede en iyi uygunluk değerini veren parçacığın konumu  $R_{best}$  değişkeninde tutulmaktadır. Benzer şekilde o ana kadar yapılan tüm yinelemelerde elde edilen en iyi uygunluk değerine sahip parçacığın konumu is  $G_{best}$  olarak adlandırılmaktadır. Başka bir ifade ile mevcut yineleme için en iyi çözüm  $R_{best}$  ve tüm yinelemeler için elde edilen en iyi çözüm ise  $G_{best}$ 'tir. En büyük yineleme sayısı, en iyi uygunluk değeri veya en küçük uygunluk değerinin değişimi gibi durma koşulu sağlandığında  $G_{best}$  problemin çözümünü vermektedir.

RMO'da parçacıkların etrafında radyal olarak hareket ettikleri merkez noktası (5) ve (6) ile hesaplanmaktadır.

$$cp^{k+1} = cp^k + up \quad (5)$$

$$up = C_1(G_{best} - cp^k) + C_2(R_{best} - cp^k) \quad (6)$$

Burada  $cp$  tüm parçacıkların etrafında hareket ettiği merkez nokta,  $up$  değişim vektörü,  $C_1$  ve  $C_2$  ağırlıklandırma sabitleri ve  $k$  iterasyon indisidir. Bu sabitler yeni merkez noktasının hesabında mevcut yineleme ile o ana kadar olan yinelemelerde elde edilen en iyi çözümlerin yeni merkez noktasının bulunmasındaki ağırlığını belirlemektedir. Bu ağırlıklandırma faktörleri genelde 0,4 ile 0,9 aralığında seçilmekte olup,  $C_2$  sabitinin  $C_1$ 'den büyük alınması önerilmektedir (Rahmani & Yusof, 2014).



Şekil 3. RMO'nun Akış Şeması

## 2.6. Değiştirilmiş Radyal Hareket Optimizasyonu

Literatürde RMO'nun dört varyantı bulunmaktadır. Bunlar:

1. 2016'da Vanithasri ve arkadaşları, termal üretim birimlerinin yakıt maliyet katsayılarını tahmin etmek amacıyla *modifiye radyal hareket optimizasyonu* (MRMO) adı verilen yeni bir stokastik yöntem geliştirmiştir. Bu yöntemde RMO'nun yakınsaması,  $G_{best}$ 'in kullanıldığı deneme vektörlerinin üretilmesiyle iyileştirilmiştir (Vanithasri et al, 2016).
2. 2018'de Jin ve Feng, bir eğimin dairesel olmayan kritik arıza yüzeyini araştırmak için RMO'ya dayanan yeni bir küresel optimizasyon algoritması önermiştir. Bu yöntemde, RMO'nun kararlılığını arttırmak için parçacık

hareketlerine önceki arama tecrübesi de eklenmiştir (Jin & Feng, 2018).

3. 2018'de Seyedmahmoudian ve arkadaşları, fotovoltaik sistemler için maksimum güç noktası tespitinde, kısmi gölgelenme sorununun etkisini azaltmak için *uyarlanabilir radyal hareket optimizasyonu* (Adaptive Radial Movement Optimization (ARMO)) adı verilen yeni bir yöntem önermiştir. Bu yöntemde  $W_k$  eylemsizlik ağırlığı ilk 10 iterasyonda sabit alınırken, sonraki yinelemelerde, iterasyon indisi ile orantılı bir şekilde azaltılmıştır (Seyedmahmoudian et al, 2018).
4. 2019'da Jin ve arkadaşları, dikey yüke maruz kalan doymamış toprak üzerindeki kaba şerit tabanının kritik kayma yüzeyini ve nihai taşıma kapasitesi RMO tabanlı yeni bir yöntemle incelemiştir. Bu yöntemde, RMO'nun kararlılığını arttırmak için veri yapısında iyileştirmeler yapılmıştır (Jin et al, 2019).

Bu çalışmada önerilen MRMO yönteminde,  $C_1$  ve  $C_2$  ağırlıklandırma faktörleri her yinelemede parçacıkların konumu hesaplanırken (7) ve (8) kullanılarak 0,4 ile 0,9 arasında rastgele olarak üretilmiş ve  $C_1$  sabitinin  $C_2$ 'den büyük alınması sağlanmıştır.

$$C_1^k = 0,4 + 0,5 \times rand(0,1) \quad (7)$$

$$C_2^k = 0,4 + 0,5 \times rand(0,1) \quad (8)$$

Burada  $C_1$  ve  $C_2$  ağırlıklandırma faktörleri,  $rand(0,1)$  0 ile 1 arasında düzgün dağılımlı rasgele bir reel sayı ve  $k$  yineleme indisidir. Önerilen yöntemde her yinelemede yeni  $cp$  merkez noktasının bulunmasında kullanılan  $up$  değişim vektörü (9) ile hesaplanmıştır.

$$up^k = C_1^k (Gbest - cp^k) + C_2^k (Rbest - cp^k) \quad (9)$$

## 2.7. Farksal Gelişim Algoritması

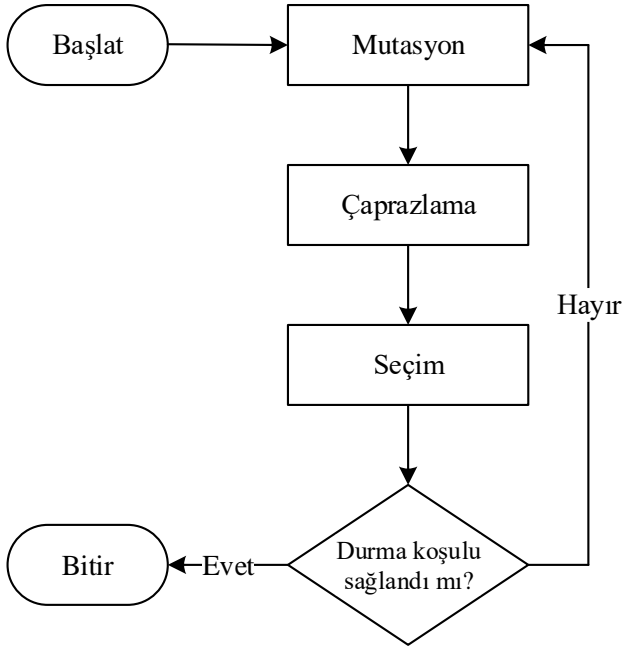
DE algoritması popülasyon tabanlı bir doğrudan arama yöntemidir (Price, 1999). DE ile problem çözümünde diğer popülasyon tabanlı optimizasyon yöntemlerinde de olduğu gibi bir başlangıç popülasyon matrisi oluşturulur. Bu matristeki bireyler çözüm uzayını kapsayacak şekilde eşit aralıklı veya (10)'da verildiği gibi rastgele oluşturulabilir (Price et al, 2005; Price & Storn, 1997).

$$X_{ij} = a_i + rand_j(0,1) \times (a_j - b_j) \quad (10)$$

$$i = 1, 2, \dots, N_p \quad j = 1, 2, \dots, D$$

Burada  $X$  popülasyon matrisi,  $a$  alt limit vektörü,  $b$  üst limit vektörü,  $rand(0,1)$  0 ile 1 arasında düzgün dağılımlı rastgele bir reel sayı,  $i$  birey indisi,  $j$  boyut indisi  $N_p$  birey sayısı ve  $D$  boyuttur.

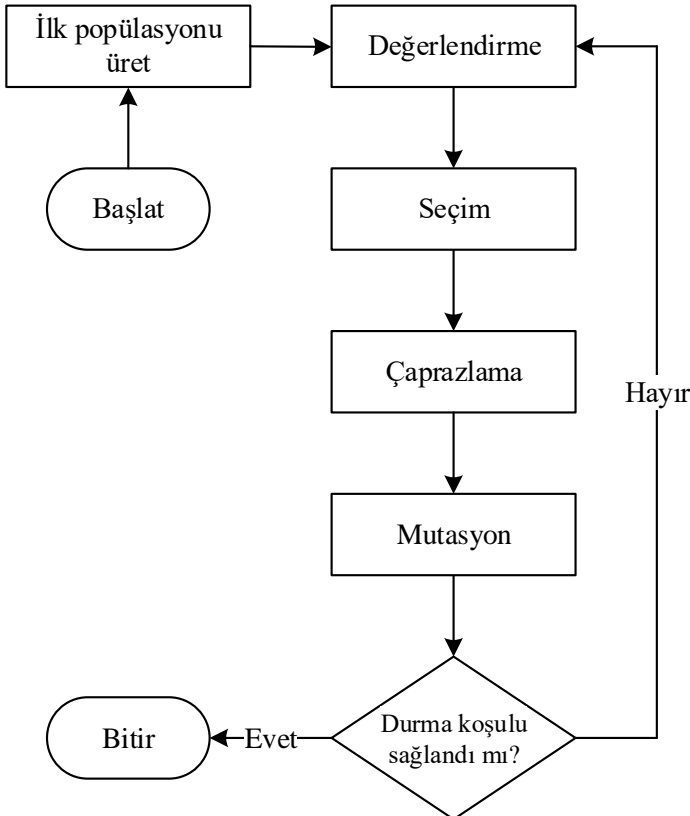
Şekil 4'te görüldüğü gibi DE algoritmasında yeni bir popülasyon oluşturmak için, mutasyon, çaprazlama ve seçim döngüsü her yinelemede birey sayısı ( $N_p$ ) kadar tekrarlanır (Bilal et al, 2020). Bu işlem önceden belirlenen durma koşulu sağlanıncaya kadar devam ettirilir. Sonlandırma kriteri en iyi uygunluk değeri veya en fazla yineleme sayısı olarak belirlenebilir. Çözülme istenen problemin karakteristiğine bağlı olarak uygun sonlandırma kriteri belirlenmelidir. Döngü sonlandırıldığında en iyi uygunluk değerine sahip bireyin çözümünü vermektedir.



Şekil 4. DE'nin Akış Şeması

## 2.8. Genetik Algoritmalar

GA ilk kez John Holland tarafından tanıtılmış ve kısa sürede yaygınlaşmıştır (Deb, 1999). GA paralel ve doğrudan bir optimizasyon yöntemi olup (Popov, 2005), Şekil 5'te verildiği gibi GA başlatıldıktan sonra durma koşulu sağlanıncaya kadar değerlendirme, seçim, çaprazlama ve mutasyon işlemlerini sürekli olarak tekrarlanmaktadır. Belirlenen en büyük yineleme değerine ulaşıldığında GA sonlandırılmaktadır. Bu aşamada en iyi uygunluk değerine sahip kromozom optimize edilmek istenen problemin çözümüdür.



Şekil 5. GA'nın Akış Şeması

## 3. Araştırma Sonuçları ve Tartışma

Bu kısımda, PID denetleyicinin parametreleri PSO, RMO, MRMO, DE ve GA kullanılarak ayarlanmış ve sezgisel optimizasyon yöntemlerinde uygunluk fonksiyonları hata alanı tabanlı olarak seçilmiştir. PID denetleyiciler (11), (12) ve (13) ile tanımlanan Tablo 1'deki kıyas modellerinden  $P_1(s)$ ,  $P_2(s)$  ve  $P_6(s)$  kullanılarak test edilmiş ve başarımları hesaplanmıştır.

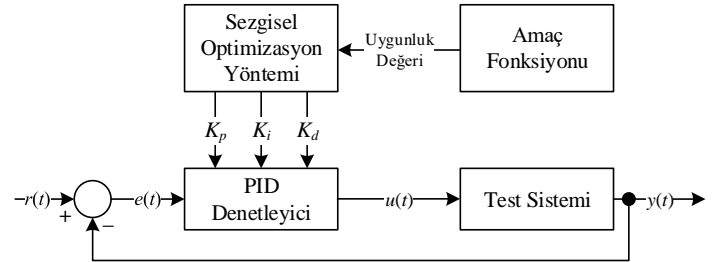
$$P_1(s) = \frac{e^{-s}}{1+0,1s} \quad (11)$$

$$P_2(s) = \frac{e^{-s}}{(1+0,1s)^2} \quad (12)$$

$$P_6(s) = \frac{1}{s(1+0,9s)} e^{-0,1s} \quad (13)$$

### 3.1. PSO ile PID Parametrelerinin Ayarlanması

1. test sistemi için PSO ile parametre ayarında Tablo 2'de verilen benzetim parametreleri kullanılmış ve benzetimler Şekil 6'daki blok şemaya göre gerçekleştirilmiştir. Şekil 6'da görülen "Sezgisel Optimizasyon Yöntemi" bloğunda, bu başlık altında PSO kullanılmıştır. En fazla yineleme sayısına ulaşıldığında benzetim sonlandırılmıştır. Benzetim esnasında parçacıkların arama uzayının dışına çıkması ve belirlenen en büyük hız değerini aşması engellenmiştir. Ayrıca benzetim sonuçlarının daha tutarlı olması için 50 bağımsız denemenin ortalaması alınmıştır. Her denemede, adım cevabı, kazanç sabitlerinin değişimi, uygunluk değerinin değişimi,  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$ ,  $Yükselme Zamanı$ ,  $Oturma Zamanı$ ,  $En Büyük Aşma$  ve  $Uygunluk Değeri$  parametreleri elde edilmiş ve bu değerlerin ortalaması tablolarda verilmiştir. Tablo 7 – Tablo 18'de Benzetim Süresi 50 bağımsız denemenin toplam zamanını göstermektedir.



Şekil 6. Sezgisel optimizasyon yöntemleriyle PID Denetleyicinin Parametrelerinin En İyileştirme Sürecinin Blok Şeması

Şekil 6'da  $r(t)$  referans işaret,  $e(t)$  hata sinyali,  $u(t)$  kontrol işareti ve  $y(t)$  sistemin çıkışıdır.

### 3.2. RMO ile PID Parametrelerinin Ayarlanması

RMO algoritması PSO ile büyük benzerlik taşıyan yeni bir algoritma olup, benzetim parametreleri Tablo 3'te ve parametre optimizasyon süreci Şekil 6'da verilmiştir. Şekil 6'daki "Sezgisel Optimizasyon Yöntemi" bloğunda, bu kısımda RMO kullanılmıştır.

### 3.3. MRMO ile PID Parametrelerinin Ayarlanması

Bu çalışmada, önerilen MRMO algoritması RMO yönteminin bir varyantı olup benzetim parametreleri Tablo 4'te sunulmuştur. Optimizasyon, Şekil 6'da verilen blok şemaya uygun şekilde yapılmış ve sezgisel optimizasyon yöntemi olarak

MRMO kullanılmıştır. RMO’da  $C_1$  ve  $C_2$  katsayılarının 0,4 ile 0,9 aralığında ve  $C_1$  sabitinin  $C_2$  sabitinden büyük seçilmesi tavsiye edilmektedir (Rahmani & Yusof, 2014). Önerilen yöntemde  $C_1$  ve  $C_2$  *ağırlıklandırma sabitleri* her yinelemede parçacıkların konumu hesaplanırken 0,4 ile 0,9 arasında rastgele alınmıştır. Üretilen iki rastgele sayıdan büyük olanı  $C_1$  ve küçük olanı  $C_2$  olarak belirlenmiştir. Üretilen iki rastgele sayının aynı olması durumunda, katsayılar farklı olana kadar işlem tekrarlanmıştır. MRMO yönteminin başarımı  $C_1$  ve  $C_2$  katsayılarına bağlıdır. Önerilen yöntemde bu katsayılar her yinelemede değiştirilerek, çözülmek istenen probleme en uygun katsayıların bulunması amaçlanmıştır. Benzetim sonuçları irdelendiğinde önerilen yöntemin genel olarak RMO’dan daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Önerilen MRMO algoritması PID parametrelerinin ayarlanmasında daha önce kullanılmamış olup, ilk kez bu çalışmada kullanılmıştır.

Tablo 2. PSO benzetim parametreleri

Parametre	Değer		
	1. Sistem	2. Sistem	3. Sistem
$C_1$ Öğrenme Sabiti	2	2	2
$C_2$ Öğrenme Sabiti	2	2	2
Parçacık Sayısı	50	50	50
Parçacık Boyutu	3	3	3
1. Boyut Sınırları ( $K_p$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 10
2. Boyut Sınırları ( $K_i$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 0,1
3. Boyut Sınırları ( $K_d$ )	0 ... 0,1	0 ... 0,2	0 ... 10
En Fazla Yineleme Sayısı	20	20	20
Benzetim Süresi	10 s	10 s	2 s
Örnekleme Periyodu	50 ms	50 ms	10 ms
Örnek Sayısı	201 örnek	201 örnek	201 örnek
Bağımsız Deneme Sayısı	50	50	50

Tablo 3. RMO benzetim parametreleri

Parametre	Değer		
	1. Sistem	2. Sistem	3. Sistem
$C_1$ Öğrenme Sabiti	0,7	0,7	0,7
$C_2$ Öğrenme Sabiti	0,8	0,8	0,8
$W_{max}$	1	1	1
$W_{min}$	0	0	0
Parçacık Sayısı	50	50	50
Parçacık Boyutu	3	3	3
1. Boyut Sınırları ( $K_p$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 10
2. Boyut Sınırları ( $K_i$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 0,1
3. Boyut Sınırları ( $K_d$ )	0 ... 0,1	0 ... 0,2	0 ... 10
En Fazla Yinele. Sayısı	20	20	20
Benzetim Süresi	10 s	10 s	2 s
Örnekleme Periyodu	50 ms	50 ms	10 ms
Örnek Sayısı	201 örnek	201 örnek	201 örnek
Bağımsız Deneme Sayısı	50	50	50

Tablo 4. MRMO benzetim parametreleri

Parametre	Değer		
	1. Sistem	2. Sistem	3. Sistem
$W_{max}$	1	1	1
$W_{min}$	0	0	0
Parçacık Sayısı	50	50	50
Parçacık Boyutu	3	3	3
1. Boyut Sınırları ( $K_p$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 10
2. Boyut Sınırları ( $K_i$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 0,1
3. Boyut Sınırları ( $K_d$ )	0 ... 0,1	0 ... 0,2	0 ... 10
En Fazla Yineleme Sayısı	20	20	20
Benzetim Süresi	10 s	10 s	2 s
Örnekleme Periyodu	50 ms	50 ms	10 ms
Örnek Sayısı	201 örnek	201 örnek	201 örnek
Bağımsız Deneme Sayısı	50	50	50

### 3.4. DE ile PID Parametrelerinin Ayarlanması

DE algoritması PSO, RMO ve MRMO gibi sürü tabanlı bir rassal optimizasyon yöntemidir. PSO, RMO ve MRMO yöntemlerinde parçacık olarak ifade edilen olası çözümler DE’de birey olarak adlandırılmaktadır. Tablo 5’te DE benzetim parametreleri ve en iyileştirme süreci de Şekil 6’da görülmektedir. Bu kısımda Şekil 6’da görülen “Sezgisel Optimizasyon Yöntemi” bloğunda DE algoritması kullanılmıştır.

Tablo 5. DE benzetim parametreleri

Parametre	Değer		
	1. Sistem	2. Sistem	3. Sistem
$F$	0,8	0,8	0,8
$CR$	0,9	0,9	0,9
Birey Sayısı	50	50	50
Birey Boyutu	3	3	3
1. Boyut Sınırları ( $K_p$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 10
2. Boyut Sınırları ( $K_i$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 0,1
3. Boyut Sınırları ( $K_d$ )	0 ... 0,1	0 ... 0,2	0 ... 10
En Fazla Yineleme Sayısı	20	20	20
Benzetim Süresi	10 s	10 s	2 s
Örnekleme Periyodu	50 ms	50 ms	10 ms
Örnek Sayısı	201 örnek	201 örnek	201 örnek
Bağımsız Deneme Sayısı	50	50	50

### 3.5. GA ile PID Parametrelerinin Ayarlanması

GA algoritması yapı olarak DE yöntemine benzemekte olup, bireylerden oluşmaktadır. Tablo 6’da benzetim parametreleri ve Şekil 6’da da kazanç faktörü en iyileştirme sürecinin blok şeması verilmiştir. Bu kısımda Şekil 6’da görülen “Sezgisel Optimizasyon Yöntemi” bloğunda GA yöntemi kullanılmıştır.

Tablo 6. GA benzetim parametreleri

Parametre	Değer		
	1. Sistem	2. Sistem	3. Sistem
Birey Sayısı	50	50	50
Birey Boyutu	3	3	3
1. Boyut Sınırları ( $K_p$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 10
2. Boyut Sınırları ( $K_i$ )	0 ... 1	0 ... 1	0 ... 0,1
3. Boyut Sınırları ( $K_d$ )	0 ... 0,1	0 ... 0,2	0 ... 10
En Fazla Yineleme Sayısı	20	20	20
Benzetim Süresi	10 s	10 s	2 s
Örnekleme Periyodu	50 ms	50 ms	10 ms
Örnek Sayısı	201 örnek	201 örnek	201 örnek
Bağımsız Deneme Sayısı	50	50	50

### 3.6. Başarım Kriterine Göre Optimizasyon Yöntemlerinin Kıyaslanması

Bu başlık altında seçilen hata alanı tabanlı başarım kriteri (IAE, ISE, ITAE ve ITSE) için önerilen yöntem ve dört sezgisel algoritmanın performansları birbirleri ile kıyaslanmıştır. Benzetim parametreleri PSO, RMO, MRMO, DE ve GA için sırasıyla Tablo 2, Tablo 3, Tablo 4, Tablo 5 ve Tablo 6'da verildiği gibi alınmıştır. Benzetimler Windows Home 10 işletim sistemi kurulu, 2,6 GHz saat frekansında çalışan Intel Core i7 6700HQ işlemcili ve 3,3 GHz saat frekansında çalışan 16 GB kapasiteli DDR3 RAM bellekli bir dizüstü bilgisayarda MATLAB R2019a programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Tablo 7 – Tablo 18'de başarım kıstası olarak belirlenen *yükselme zamanı*, *en büyük aşma* ve *oturma zamanı* tanımlamalarını kısaca açıklayalım.

*Yükselme zamanı* (rise time,  $t_r$ ), sistem tepkisinin son değerinin %10'undan %90'ına veya %5'inden %95'ine veya %0'ından %100'üne ulaşması için gerekli olan zamandır. Tablo 7 – Tablo 18'de verilen benzetim sonuçlarında yükselme zamanı, son değer %10'undan %90'ına ulaşması için gerekli olan süre olarak alınmıştır.

*En büyük aşma* (maximum overshoot,  $M_p$ ), yüzde cinsinden sitem tepkisinin son değeri üzerinde oluşan en büyük aşma miktarının, sistem tepkisinin son değerine oranıdır.

*Oturma zamanı* (settling time,  $t_s$ ), sistem tepkisinin, son değerinin  $\pm\%2$  veya  $\pm\%5$  aralığına gelmesi ve bu bant içerisinde kalması için gereken süredir. Oturma zamanı kontrol sisteminin en büyük zaman sabiti ile ilişkili olup, sunulan benzetim sonuçlarında  $\pm\%2$  bandı referans alınmıştır.

Yükselme zamanı ve en büyük aşma sırasıyla (14) ve (15) numaralı eşitliklerle tanımlanabilir.

$$t_r = t_2 - t_1 \quad (14)$$

$$M_p = \frac{y_{max} - y_{son}}{y_{son}} \times 100 \quad (15)$$

Burada,  $t_1$  sistem tepkisinin son değerinin %10'una eşit olduğu zaman,  $t_2$  sistem tepkisinin son değerinin %90'ına eşit olduğu zaman,  $y_{max}$  sistem tepkisinin en büyük değeri ve  $y_{son}$  sistem tepkisinin son değeridir.

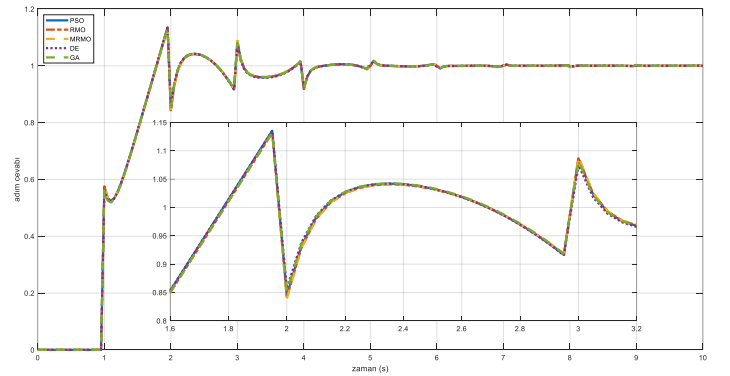
### 3.6.1. IAE Başarım Kriterine Göre Optimizasyon Yöntemlerinin Kıyaslanması

Bu başlık altında sunulan MRMO yöntemi ve dört optimizasyon algoritması IAE başarım kriterine göre kıyaslanmıştır. Şekil 7, Şekil 8 ve Şekil 9'da IAE başarım kriterlerine göre kazanç değerleri en iyileştirilmiş PID denetleyicili üç sistemin basamak cevapları verilmiştir.

Tablo 7'de DE yönteminin en düşük yükselme zamanına sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca en kısa oturma zamanı, en az aşma, en iyi uygunluk değeri ve en düşük benzetim süresi önerilen MRMO yöntemi ile elde edilmiştir. Son olarak RMO en iyi uygun değeri kriterinde DRMO ile aynı başarımı göstermiştir.

Tablo 7. 1. sistem için IAE başarım kriterine göre yöntemlerin kıyaslanması

Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	0,4478	0,4470	0,4458	0,4473	0,4526
$K_i$	0,8066	0,8089	0,8074	0,8077	0,8116
$K_d$	0,0572	0,0577	0,0574	0,0571	0,0570
<i>Yükselme Zamanı (s)</i>	0,7009	0,7006	0,7032	<b>0,6889</b>	0,6906
<i>Oturma Zamanı (s)</i>	4,1718	4,1908	<b>4,1716</b>	4,6282	5,3206
<i>En Büyük Aşma (%)</i>	13,7120	13,5089	<b>13,2514</b>	13,6931	13,5820
<i>Uygunluk Değeri</i>	1,3387	<b>1,3383</b>	<b>1,3383</b>	1,3454	1,3554
<i>Benzetim Süresi (s)</i>	730,47	731,30	<b>694,75</b>	802,30	1622,30



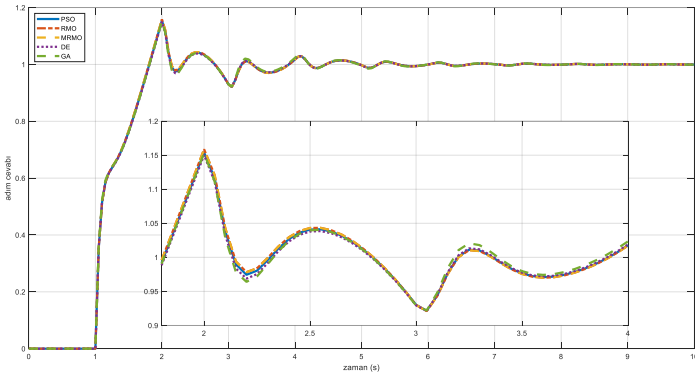
Şekil 7. IAE başarım kriterine göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 1. sistemin basamak cevapları

Tablo 8 esas alındığında 2. sistem için en iyi uygunluk değeri ve en hızlı sistem tepkisi için RMO, en kısa oturma zamanı ve en düşük benzetim süresi için sunulan MRMO tekniği ve en az aşma için GA seçilmelidir.

Tablo 9'de 3. sistem için sunulan MRMO yönteminin en düşük yükselme zamanı, oturma zamanı ve benzetim süresine sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca en az aşma DE ve en iyi uygunluk değeri RMO ile elde edilmiştir.

Tablo 8. 2. sistem için IAE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

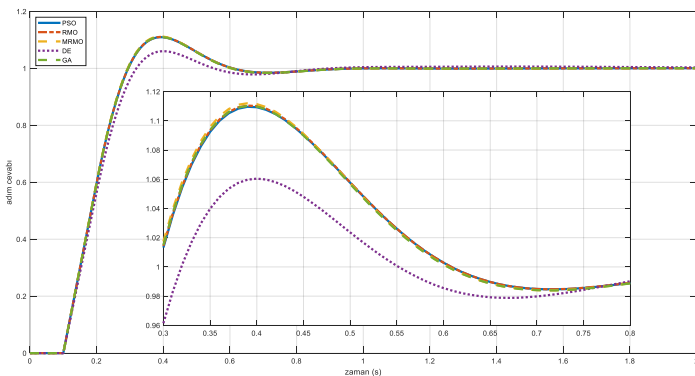
Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	0,5008	0,5030	0,5027	0,4961	0,4972
$K_i$	0,8151	0,8186	0,8182	0,8125	0,8094
$K_d$	0,1015	0,1015	0,1014	0,1014	0,1009
Yükselme Zamanı (s)	0,6703	<b>0,6652</b>	0,6660	0,6779	0,6793
Oturma Zamanı (s)	4,1441	4,1443	<b>4,1438</b>	4,1443	4,1834
En Büyük Aşma (%)	15,3570	15,8686	15,7942	15,2866	<b>15,0497</b>
Uygunluk Değeri	1,3641	<b>1,3639</b>	1,3640	1,3652	1,3760
Benzetim Süresi (s)	699,69	732,06	<b>691,86</b>	833,94	1417,30



Şekil 8. IAE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 2. sistemin basamak cevapları

Tablo 9. 3. sistem için IAE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	5,8227	5,8200	5,8147	5,4762	5,8057
$K_i$	0,0608	0,0603	0,0576	0,0594	0,0742
$K_d$	5,4082	5,4030	5,3923	5,0214	5,4188
Yükselme Zamanı (s)	0,1451	0,1454	<b>0,1447</b>	0,1925	0,1449
Oturma Zamanı (s)	0,5583	0,5588	<b>0,5577</b>	0,6886	0,5698
En Büyük Aşma, (%)	11,5043	11,5183	11,6378	<b>6,0026</b>	11,5565
Uygunluk Değeri	0,2151	<b>0,2150</b>	0,2151	0,2399	0,2151
Benzetim Süresi (s)	768,93	696,95	<b>664,05</b>	768,08	1372,80



Şekil 9. IAE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 3. sistemin basamak cevapları

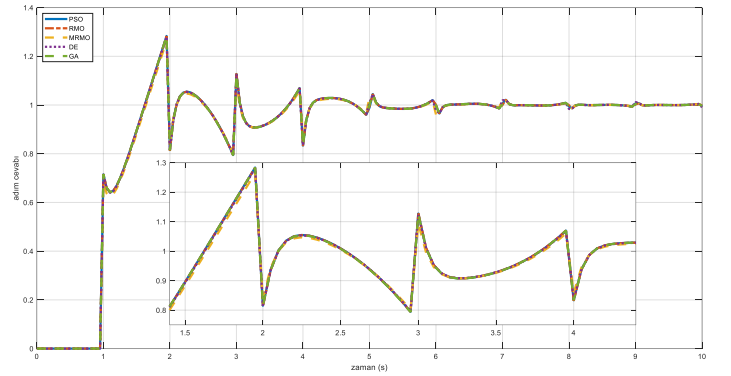
### 3.6.2. ISE Başarımlarına Göre Optimizasyon Yöntemlerinin Başarımlarının Kıyaslanması

Bu kısımda önerilen MRMO algoritması ve dört optimizasyon yöntemi ISE başarımlarına göre kıyaslanmıştır. Şekil 10, Şekil 11 ve Şekil 12'de ISE kriterlerine göre ağırlıklandırma faktörleri optimize edilmiş PID denetleyicili üç sistemin adım tepkileri sunulmuştur.

Tablo 10'da 1. sistem için optimizasyon algoritmalarının başarımlarları görülmektedir. Bu tabloda en iyi yükselme zamanına DE, en düşük oturma zamanı, en az aşma, en iyi uygunluk değeri ve en kısa benzetim süresi sunulan MRMO yöntemi ile elde edilmiştir.

Tablo 10. 1. sistem için ISE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	0,5487	0,5476	0,5483	0,5500	0,5402
$K_i$	0,8637	0,8647	0,8640	0,8618	0,8589
$K_d$	0,0716	0,0717	0,0717	0,0713	0,0696
Yükselme Zamanı (s)	0,5429	0,5457	0,5454	<b>0,5388</b>	0,5492
Oturma Zamanı (s)	7,4204	7,0439	<b>7,0049</b>	8,1865	7,9958
En Büyük Aşma (%)	28,9072	28,6266	<b>28,6227</b>	28,8021	28,6628
Uygunluk Değeri	1,0691	1,0689	<b>1,0688</b>	1,0695	1,0732
Benzetim Süresi (s)	730,70	736,33	<b>708,47</b>	816,20	1539,40



Şekil 10. ISE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 1. sistemin basamak cevapları

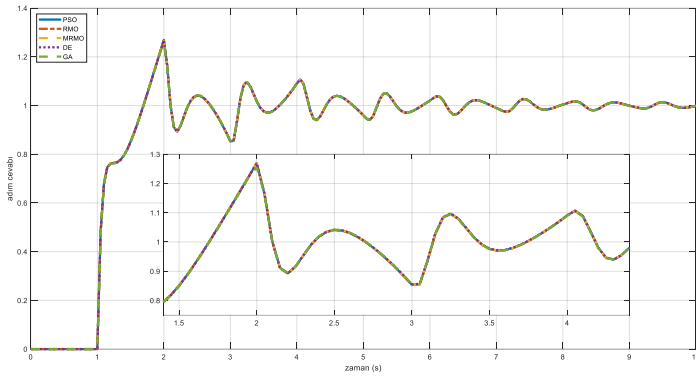
2. sistem için başarımlarları Tablo 11'de sunulmuştur. Bu tabloda en az aşmanın GA, en düşük yükselme zamanının, en kısa oturma süresinin, en iyi uygunluk değerinin ve en az benzetim süresinin önerilen MRMO ile elde edildiği görülmektedir. Ayrıca PSO yükselme zamanı, RMO yükselme zamanı ve oturma zamanı kriterlerinde MRMO ile aynı başarımları göstermiştir.

Son sistem için yöntemlerin başarımlarları Tablo 12'de sunulmuştur. Burada, en hızlı sistem tepkisine, en kısa oturma zamanı ve en düşük benzetim süresine, sunulan MRMO algoritması ve en az aşma ve en iyi uygunluk değerine ise GA ile ulaşıldığı görülmektedir. Ayrıca RMO yükselme zamanı ve oturma zamanı kriterlerinde MRMO ile aynı başarımları sağlamıştır.



Tablo 11. 2. sistem için ISE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

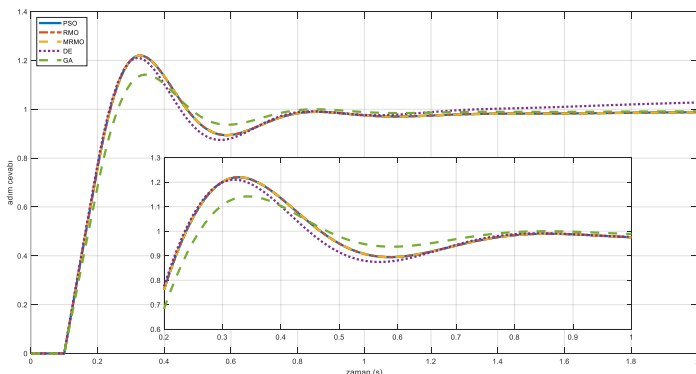
Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	0,5526	0,5529	0,5528	0,5524	0,5462
$K_i$	0,8971	0,8963	0,8962	0,8971	0,8873
$K_d$	0,1427	0,1426	0,1426	0,1426	0,1424
Yükselme Zamanı (s)	<b>0,5556</b>	<b>0,5556</b>	<b>0,5556</b>	0,5559	0,5700
Oturma Zamanı (s)	7,6268	<b>7,4928</b>	<b>7,4928</b>	7,7327	7,9676
En Büyük Aşma, (%)	27,2411	27,2086	27,1987	27,2171	<b>25,6961</b>
Uygunluk Değeri	1,1106	1,1106	<b>1,1105</b>	1,1107	1,1132
Benzetim Süresi (s)	715,97	734,17	<b>715,78</b>	829,84	1406,20



Şekil 11. ISE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 2. sistemin karşılatırmalı basamak cevapları

Tablo 12. 3. sistem için ISE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	4,9945	4,9938	4,9953	5,6782	3,2571
$K_i$	0,0809	0,0646	0,0626	0,0582	2,4189
$K_d$	6,9854	6,9871	6,9849	6,2076	7,1940
Yükselme Zamanı (s)	0,1059	<b>0,1058</b>	<b>0,1058</b>	0,1498	0,1096
Oturma Zamanı (s)	0,7525	<b>0,7519</b>	<b>0,7519</b>	0,9153	1,5386
En Büyük Aşma, (%)	22,5026	22,5709	22,5625	21,4932	<b>14,5034</b>
Uygunluk Değeri	0,1563	0,1563	0,1563	0,1710	<b>0,1551</b>
Benzetim Süresi (s)	751,52	701,28	<b>665,08</b>	730,86	1346,30



Şekil 12. ISE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 3. sistemin basamak cevapları

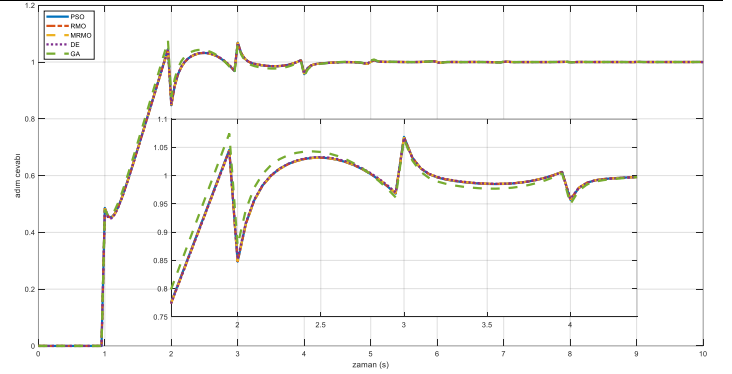
### 3.6.3. ITAE Başarımlarına Göre Optimizasyon Yöntemlerinin Başarımlarının Kıyaslanması

Bu kısımda önerilen MRMO yöntemi ve dört optimizasyon yöntemi ITAE başarımlarına göre kıyaslanmıştır. Şekil 13, Şekil 14 ve Şekil 15'te ITAE başarımlarını kullanarak, kazanç sabitleri en iyileştirilmiş PID denetleyicili üç sistemin basamak cevapları verilmiştir.

Sezgisel optimizasyon yöntemlerinde ITAE tabanlı uygunluk fonksiyonu kullanılarak elde edilen başarımların 1. sistem için Tablo 13'te verilmiştir. Tabloda, en hızlı sistem tepkisine GA, en kısa oturma zamanı ve benzetim süresine sunulan MRMO algoritması, en az aşma hatasına DE ve en iyi uygunluk değerine RMO ile ulaşıldığı görülmektedir.

Tablo 13. 1. sistem için ITAE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	0,3874	0,3879	0,3877	0,3885	0,4005
$K_i$	0,7730	0,7729	0,7726	0,7722	0,7810
$K_d$	0,0484	0,0488	0,0487	0,0477	0,0489
Yükselme Zamanı (s)	0,8025	0,8021	0,8026	0,8017	<b>0,7801</b>
Oturma Zamanı (s)	4,0585	4,0601	<b>4,0576</b>	4,0779	4,4344
En Büyük Aşma, (%)	4,8832	4,8177	4,8346	<b>4,6187</b>	7,3576
Uygunluk Değeri	1,0283	<b>1,0268</b>	1,0269	1,0344	1,0819
Benzetim Süresi (s)	703,22	732,34	<b>693,48</b>	816,58	1415,60



Şekil 13. ITAE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 1. sistemin basamak cevapları

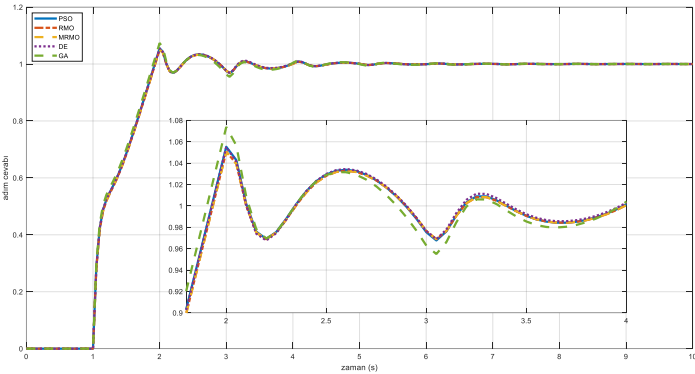
Tablo 14'te ikinci test sistemi için elde edilen başarımların değerleri verilmiştir. Burada GA en düşük yükselme süresine ve önerilen MRMO yöntemi ise en kısa oturma zamanı, en az aşma, en iyi uygunluk değeri ve en düşük benzetim süresine sahiptir.

Son sistem için başarımların değerleri Tablo 15'te özetlenmiştir. Burada sunulan MRMO yöntemi en düşük yükselme zamanına, en iyi uygunluk değerine ve en kısa benzetim süresine sahiptir. Ayrıca en düşük oturma zamanı RMO ve en az aşma DE algoritması ile elde edilmiştir.

Son sistem için başarımların değerleri Tablo 15'te özetlenmiştir. Burada sunulan MRMO yöntemi en düşük yükselme zamanına, en iyi uygunluk değerine ve en kısa benzetim süresine sahiptir. Ayrıca en düşük oturma zamanı RMO ve en az aşma DE algoritması ile elde edilmiştir.

Tablo 14. 2. sistem için ITAE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

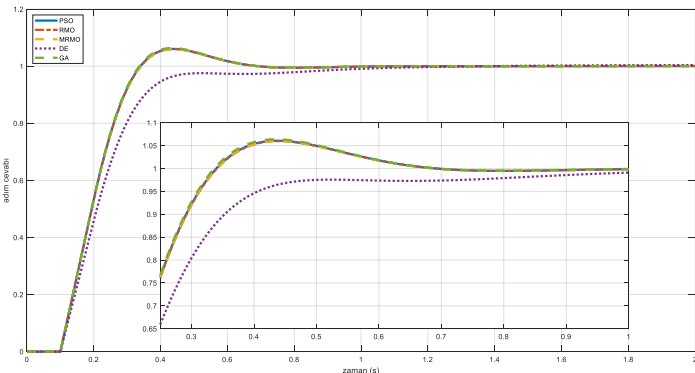
Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	0,4439	0,4420	0,4419	0,4439	0,4554
$K_i$	0,7637	0,7609	0,7609	0,7642	0,7837
$K_d$	0,0802	0,0795	0,0794	0,0801	0,0866
Yükselme Zamanı (s)	0,7782	0,7827	0,7829	0,7779	<b>0,7507</b>
Oturma Zamanı (s)	3,1118	3,1118	<b>3,1114</b>	3,1990	3,7194
En Büyük Aşma, (%)	5,5067	5,4961	<b>5,0858</b>	5,4226	7,6629
Uygunluk Değeri	1,0468	1,0458	<b>1,0457</b>	1,0528	1,1077
Benzetim Süresi (s)	717,14	727,31	<b>713,54</b>	805,08	1409,00



Şekil 14. ITAE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 2. sistemin basamak cevapları

Tablo 15. 3. sistem için ITAE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	5,2386	5,2185	5,2229	4,2811	5,3315
$K_i$	0,0341	0,0429	0,0421	0,0540	0,0134
$K_d$	4,7900	4,7871	4,7884	3,8629	4,8301
Yükselme Zamanı (s)	0,1738	<b>0,1736</b>	<b>0,1736</b>	0,3287	0,1741
Oturma Zamanı (s)	0,5900	<b>0,5884</b>	0,5886	0,7500	0,5937
En Büyük Aşma, (%)	6,9483	6,8541	6,8735	<b>0,0000</b>	7,4833
Uygunluk Değeri	0,0288	0,0290	<b>0,0287</b>	0,0644	0,0289
Benzetim Süresi (s)	758,34	702,36	<b>662,78</b>	722,58	1344,00



Şekil 15. ITAE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 3. sistemin basamak cevapları

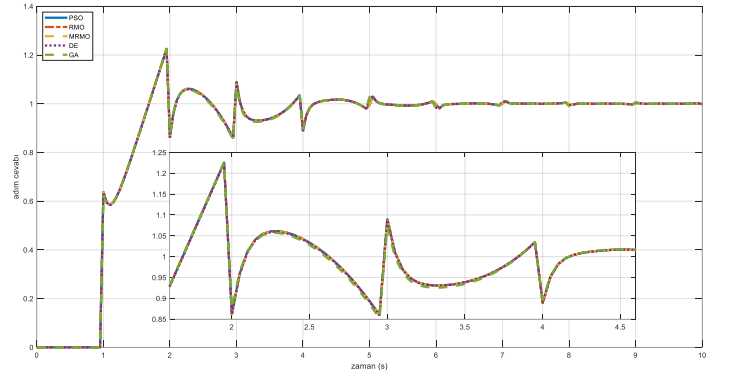
### 3.6.4. ITSE Başarımlarına Göre Optimizasyon Yöntemlerinin Başarımlarının Kıyaslanması

Son başarımlar için elde edilen sonuçlar Tablo 16, Tablo 17 ve Tablo 18'de verilmiştir. Şekil 16, Şekil 17 ve Şekil 18'de ITSE başarımlarına göre ağırlıklandırma sabitleri optimize edilmiş PID denetleyicili üç sistemin adım cevapları sunulmuştur.

İlk sistem için en hızlı sistem tepkisine GA, en kısa oturma zamanına, en düşük aşma hatasına ve en iyi uygunluk değerine RMO yönteminin sahip olduğu Tablo 16'da görülmektedir. Ayrıca en düşük benzetim süresi önerilen MRMO ile elde edilmiştir. Son olarak MRMO en iyi uygunluk değeri kriterinde RMO ile aynı başarımları sağlamıştır.

Tablo 16. 1. sistem için ITSE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	0,5043	0,5039	0,5047	0,5023	0,5059
$K_i$	0,8476	0,8478	0,8477	0,8465	0,8448
$K_d$	0,0637	0,0638	0,0638	0,0634	0,0630
Yükselme Zamanı (s)	0,6060	0,6072	0,6066	0,6083	<b>0,6020</b>
Oturma Zamanı (s)	5,1369	<b>5,1167</b>	5,1361	5,7370	6,6304
En Büyük Aşma, (%)	23,7245	<b>23,5972</b>	23,6364	23,7162	23,6934
Uygunluk Değeri	0,5832	<b>0,5830</b>	<b>0,5830</b>	0,5842	0,5929
Benzetim Süresi (s)	799,55	726,44	<b>692,56</b>	817,87	1405,50



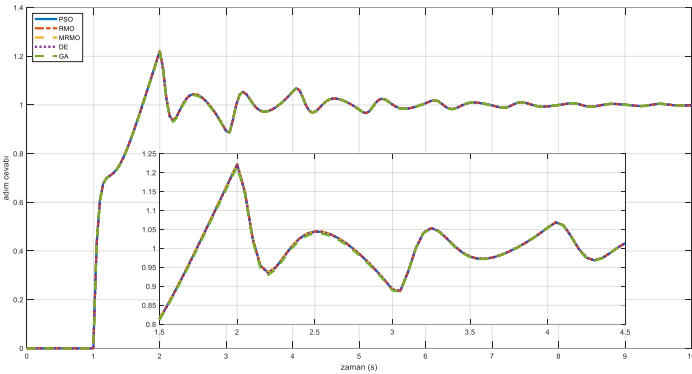
Şekil 16. ITSE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 1. sistemin basamak cevapları

İkinci sistem için performans değerleri Tablo 17'de verilmiştir. Burada en düşük yükselme zamanı, en iyi uygunluk değeri ve en kısa benzetim süresine önerilen MRMO algoritmasının, en düşük oturma zamanına DE ve en az aşma hatasına GA yönteminin sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca RMO yükselme zamanı ve uygunluk değeri kriterlerinde MRMO ile aynı başarımları sağlamıştır.

Son sistem için Tablo 18'den de anlaşılacağı gibi en düşük yükselme zamanı ve benzetim süresi için sunulan MRMO yöntemi, en kısa oturma zamanı için RMO, en az aşma hatası için DE ve en iyi uygunluk değeri için GA algoritmaları kullanılmalıdır.

Tablo 17. 2. sistem için ITSE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

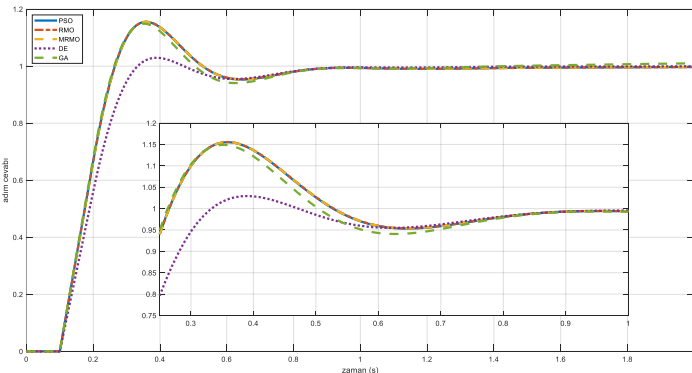
Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	0,5307	0,5307	0,5307	0,5298	0,5285
$K_i$	0,8641	0,8645	0,8644	0,8631	0,8645
$K_d$	0,1249	0,1250	0,1250	0,1247	0,1256
Yükselme Zamanı (s)	0,6027	<b>0,6025</b>	<b>0,6025</b>	0,6045	0,6059
Oturma Zamanı (s)	6,0986	6,1585	6,1588	<b>5,8699</b>	5,9463
En Büyük Aşma (%)	22,4053	22,4358	22,4314	22,2325	<b>22,1856</b>
Uygunluk Değeri	0,6211	<b>0,6210</b>	<b>0,6210</b>	0,6217	0,6274
Benzetim Süresi (s)	794,45	733,98	<b>698,84</b>	819,86	1402,60



Şekil 17. ITSE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 2. sistemin basamak cevapları

Tablo 18. 3. sistem için ITSE başarımlarına göre yöntemlerin kıyaslanması

Parametre	Yöntem				
	PSO	RMO	MRMO	DE	GA
$K_p$	5,6856	5,7072	5,6987	5,3882	4,8924
$K_i$	0,0793	0,0589	0,0680	0,0593	0,8432
$K_d$	6,0521	6,0488	6,0503	5,3394	6,1891
Yükselme Zamanı (s)	<b>0,1257</b>	<b>0,1257</b>	<b>0,1257</b>	0,1835	0,1262
Oturma Zamanı (s)	0,7832	<b>0,7816</b>	0,7823	0,8148	0,8715
En Büyük Aşma (%)	15,8606	15,9316	15,9031	<b>2,9365</b>	14,4797
Uygunluk Değeri	0,0133	0,0133	0,0133	0,0175	<b>0,0132</b>
Benzetim Süresi (s)	724,47	705,28	<b>665,14</b>	718,81	1351,80



Şekil 18. ITSE başarımlarına göre en iyileştirilmiş PID denetleyicili 3. sistemin basamak cevapları

## 4. Sonuç

Bu çalışmada RMO algoritmasının bir varyantı olarak MRMO sunulmuş ve önerilen yöntem ile PID denetleyici parametreleri en iyileştirilmiş. Ayrıca elde edilen sonuçlar PSO, RMO, DE ve GA yöntemlerinin başarımlarına göre kıyaslanmıştır.

PID parametrelerinin IAE tabanlı uygunluk fonksiyonu ile ayarlanmasında, 1. test sistemi için en kısa oturma zamanı, en az aşma, en iyi uygunluk değeri, en düşük benzetim süresi ve 2. sistem için en kısa oturma zamanı, en hızlı sonuç verme ve 3. test sistemi için de en düşük yükselme zamanı, oturma zamanı ve benzetim süresi önerilen MRMO yöntemi ile sağlanmıştır.

PID kazanç sabitlerinin ISE tabanlı uygunluk fonksiyonu ile en iyileştirilmesinde, 1. test sistemi için en düşük oturma zamanı, en az aşma, en iyi uygunluk değeri, en kısa benzetim süresi ve 2. test sistemi için en düşük yükselme zamanı, en kısa oturma süresi, en iyi uygunluk değeri, en az benzetim süresi ve 3. test sistemi için en hızlı sistem tepkisi, en hızlı kararlılığa geçiş, en düşük benzetim süresi sunulan MRMO algoritması ile elde edilmiştir.

PID ağırlıklandırma faktörlerini ITAE tabanlı uygunluk fonksiyonu ile optimizasyonunda, 1. test sistemi için en kısa oturma zamanı, benzetim süresi ve 2. test sistemi için en kısa oturma zamanı, en az aşma, en iyi uygunluk değeri, en düşük benzetim süresi ve 3. test sistemi için en düşük yükselme zamanı, en iyi uygunluk değeri ve en kısa benzetim süresi önerilen MRMO tekniği ile sağlanmıştır.

PID kazanç faktörlerini ITSE tabanlı uygunluk fonksiyonu ile ayarlanmasında, 1. test sistemi için en iyi uygunluk değeri, en düşük benzetim süresi ve 2. sistem için en düşük yükselme zamanı, en iyi uygunluk değeri, en kısa benzetim süresi ve 3. test sistemi için en düşük yükselme zamanı ve benzetim süresi sunulan MRMO yöntemi ile elde edilmiştir.

Son olarak önerilen MRMO yöntemi, PID kazanç değerlerinin ayarlanmasında ilk kez bu çalışmada kullanılmıştır.

## Kaynakça

- Bilal, Pant, M., Zaheer, H., Garcia-Hernandez, L., & Abraham, A. (2020). Differential evolution a review of more than two decades of research. *Engineering Applications Of Artificial Intelligence*, 90(1),1-24.
- Boudardara, F., & Gorkemli, B. (2018). Application of artificial bee colony programming to two trails of the artificial ant problem. *2nd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies, Turkey*, 1-6.
- Chen, Y., Guo, Z., & Liu, J., (2009). An improved ant colony algorithm for PID parameters optimization. *2009 Second International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, China*, 2(1),157-160.
- Çeven, S., & Albayrak, A. (2020). Çift ters sarkaç sisteminin kontrolü için PID ve LQR kontrolcü tasarımlarının modellenmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (Special Issue), 323-330.
- Deb, K., (1999). An introduction to genetic algorithms. *Sadhana*, 24(4), 293-315.

- Denizci, A., & Ulu, C. (2020). Fuzzy cognitive map based PID controller design. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (Special Issue), 165-171.
- Dorigo, M., Maniezzo, V., & Colorni, A., (1996). Ant system optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B*, 26(1), 29-41.
- Eberhart, R. C., & Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Japan*, 39-43.
- Eberhart, R. C., Simpson, P. K., & Dobbins, R. W., (1996). *Computational intelligence PC tools*. Academic Press.
- Fokas, A., (2002). A new transform method for evolution partial differential equations. *IMA Journal of Applied Mathematics*, 67(6), 559-590.
- Gille, J., & Paquet, J., (1962). Subharmonic oscillations in on-off control systems. *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers Part II: Applications and Industry*, 81(4), 210-216.
- Gür, H., & Furat, M., (2020). Özelleştirilmiş uygunluk fonksiyonu tabanlı su döngüsü algoritması ile PID parametrelerinin optimizasyonu. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (Özel Sayı), 332-341.
- Hägglund, T., & Åström, K. J., (2004). Revisiting the Ziegler-Nichols step response method for PID control. *Journal of Process Control*, 14(6), 635-650.
- Heppner, H., & Grenander, U., (1990). *A stochastic non-linear model for coordinated bird flocks*. AAAs Publications.
- Jing, H., Liu, Z., & Chen, H., (2011). A switched control strategy for antilock braking system with on/off valves. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 60(4), 1470-1484.
- Jin, L., & Feng, Q., (2018). Improved radial movement optimization to determine the critical failure surface for slope stability analysis. *Environmental Earth Sciences*, 77(16). 564-576.
- Jin, L., Zhang, H., & Feng, Q. (2019). Application of improved radial movement optimization for calculating the upper bound of ultimate bearing capacity of shallow foundation on unsaturated soil. *Computers And Geotechnics*, 109, 82-88.
- Karaboga, D., (2005). *An idea based on honey bee swarm for numerical optimization* (Report No. TR06), Erciyes University.
- Kaya, R., & Furat, M., (2020). Three-channel cost function based artificial bee colony algorithm for PID tuning. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (Özel Sayı), 382-392.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. C. (1997). A discrete binary version of the particle swarm algorithm. In *Proceedings of the Conference on Systems Man and Cybernetics, USA*, 4104-4109.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. C. (1995). Particle swarm optimization, *IV IEEE International Conference on Neural Networks, USA*, 1942-1948.
- Koçer, B., (2017). İstatistiksel olarak yönlendirilen yapay arı kolonisi algoritması. *Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 5(2), 153-169.
- Koswara, A., & Nagy, Z., (2017). ON-OFF feedback control of plug-flow crystallization: A Case of Quality-by-Control in Continuous Manufacturing. *IEEE Life Sciences Letters*, 3(1), 1-4.
- Köse, E. & Coşkun, S., (2020). Time-delay AVR system analysis using PSO-based PID controller. *European Journal of Science and Technology*, 18, 981-991.
- Köse, O. & Oktay, T. (2020). Investigation of the effect of differential morphing on lateral flight by using PID algorithm in quadrotors. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 18, 636-644.
- Lee, T., (2008). Optimal wind-battery coordination in a power system using evolutionary iteration particle swarm optimisation. *IET Generation Transmission & Distribution*, 2(2), 291-300.
- Ma, R., Yu, N., & Hu, J. (2021). Application of particle swarm optimization algorithm in the heating system planning problem. *The ScientificWorld Journal*. 2013(1), 1-11.
- Mills, K., Filliben, J., & Haines, A., (2015). Determining relative importance and effective settings for genetic algorithm control parameters. *Evolutionary Computation*, 23(2), 309-342.
- Popov, A., (2005). *Genetic algorithms for optimization*, TU.
- Örnek, O., & Ertaş, H. A., (2020). Sıralı kontrol; giriş şekillendirme ve PID kontrolü bir araya getiren yeni bir kontrol yöntemi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (Özel Sayı), 188-196.
- Price, K., & Storn, R., (1997). Differential evolution: numerical optimization made easy. *Dr. Dobb's Journal*, 220(1), 18-24.
- Price, K., (1999). *An introduction to differential evolution*, McGraw-Hill.
- Price, K., Storn, R., & Lampinen, J., (2005). *Differential evolution: a practical approach to global optimization*. Springer-Verlag.
- Rahmani, R., & Yusof, R., (2014). A new simple fast and efficient algorithm for global optimization over continuous search-space problems: radial movement optimization. *Applied Mathematics and Computation*, 248(1), 287-300.
- Rahmani, R., Yusof, R., & Ismail, N., (2015). A new metaheuristic algorithm for global optimization over continuous search space. *ICIC Express Letters*, 9(5), 1335-1340.
- Seyedmahmoudian, M., Soon, T., Horan, B., Ghandhari, A., Mekhilef, S., & Stojcevski, A. (2019). New ARMO-based MPPT technique to minimize tracking time and fluctuation at output of PV systems under rapidly changing shading conditions. *IEEE Transactions On Industrial Informatics*, 1-1.
- Sethi, D., & Singhal, A. (2017). Comparative analysis of a recommender system based on ant colony optimization and artificial bee colony optimization algorithms. *8th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies*, India, 1-4.
- Tabak, A., (2020). Fırçasız doğru akım motorlarının hız kontrolünü gerçekleştirmek için PID/PD kontrolcü tasarımı ve performans incelemesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (19), 145-155.

- Taşören, A. E., Gökçen, A., Soydemir, M. U., & Şahin, S., (2020). Artificial neural network-based adaptive PID controller design for vertical takeoff and landing model. *European Journal of Science and Technology*, (Special Issue), 87-93.
- Thangaraj, R., Pant, M., Bouvry, P., & Abraham, A., (2011). Solving stochastic programming problems using modified differential evolution algorithms. *Logic Journal of IGPL*, 20(4), 732-746.
- Trebi-Ollennu, A., & White, B., (1997). Multiobjective fuzzy genetic algorithm optimisation approach to nonlinear control system design. *IEE Proceedings Control Theory and Applications*, 144(2), 137-142.
- Turkmen, I., & Guney, K., (2004). Artificial neural networks for calculating the association probabilities in multi-target tracking. *IEE Proceedings Radar Sonar and Navigation*, 151(4), 181-188.
- Vanithasri, M., Balamurugan, R., & Lakshminarasimman, L., (2018). Radial movement optimization (RMO) technique for solving unit commitment problem in power systems. *Journal Of Electrical Systems And Information Technology*, 5(3), 697-707.
- Warren, M., & Pitts, W., (1943). A logical calculus of ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 5(4), 115–133.
- Zhang, R., & Wu, C., (2012). A neighbourhood property for the job shop scheduling problem with application to hybrid particle swarm optimization. *IMA Journal of Management Mathematics*, 24(1), 111-134.
- Zhang, X., & Wang, L., (2018). Antenna design by an adaptive variable differential artificial bee colony algorithm. *IEEE Transactions on Magnetics*, 54(3), 1-4.