

**T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



**DC MOTORUN SÜRÜ ALGORİTMA TABANLI PID
KONTROLÖRLE PERFORMANS ANALİZİ**

Öznur GENÇKAYA

Yüksek Lisans Tezi

MEKATRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Elektronik Sistemler Bilim Dalı

AĞUSTOS 2021

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

DC MOTORUN SÜRÜ ALGORİTMA TABANLI PID KONTROLÖRLE PERFORMANS ANALİZİ

Tez Yazarı

Öznur GENÇKAYA

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Cafer BAL

AĞUSTOS 2021

ELAZIĞ

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Başlığı: DC Motorun Sürü Algoritma Tabanlı PID Kontrolörle Performans Analizi
Yazarı: Öznur GENÇKAYA
İlk Teslim Tarihi: 12.07.2021
Savunma Tarihi: 19.08.2021

TEZ ONAYI

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına göre hazırlanan bu tez aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından değerlendirilmiş ve akademik dinleyicilere açık yapılan savunma sonucunda OYBİRLİĞİ ile kabul edilmiştir.

Danışman:	Dr. Öğr. Üyesi Cafer BAL Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi	<i>İmza</i> Onayladım
Başkan:	Dr. Öğr. Üyesi Deniz KORKMAZ Malatya Turgut Özal Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi	Onayladım
Üye:	Prof. Dr. Mehmet ÇAVAŞ Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi	Onayladım

Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunun/...../20..... tarihli toplantısında tescillenmiştir.

İmza
Doç. Dr. Kürşat Esat ALYAMAÇ
Enstitü Müdürü

BEYAN

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım “DC Motorun Sürü Algoritma Tabanlı PID Kontrolörle Performans Analizi ” Başlıklı Yüksek Lisans Tezimin içindeki bütün bilgilerin doğru olduğunu, bilgilerin üretilmesi ve sunulmasında bilimsel etik kurallarına uygun davrandığımı, kullandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi, maddi ve manevi desteği olan tüm kurum/kuruluş ve kişileri belirttiğimi, burada sunduğum veri ve bilgileri unvan almak amacıyla daha önce hiçbir şekilde kullanmadığımı beyan ederim.

19.08.2021

Öznur GENÇKAYA



ÖNSÖZ

Mühendislik problemlerinin çözümlenmesinde tek ya da daha fazla parametreye ihtiyaç duyulmaktadır. Bu parametrelerin tespit edilebilmesi için iki yöntem mevcuttur. Bu yöntemler klasik ve sezgisel eniyileme yöntemleridir. Klasik eniyileme, eniyilemenin gerçekleştirilmesinde fonksiyonu minimum veya maksimum yapma teorisi çerçevesinde tamamen matematiksel denklemlerin kullanıldığı analitik çözüm süreçlerinden oluşmaktadır. Matematiksel fonksiyonlar sürekli ve türevlenebilir olmalıdır. Gerçek yaşam problemlerinde her zaman amaç fonksiyonları sürekli ve türevlenebilir olmayacağından uygulanması sınırlıdır. Bu sebeple bu parametreleri en kısa sürede ve en iyi şekilde bulabilmek için yapay zekanın bir alt dalı olan sezgisel eniyileme teknikleri yaygın kullanım alanı bulmuştur. Sezgisel eniyileme doğada yaşayan hayvanların problem çözme davranışlarını gerçek problemlerin çözümü için matematiksel olarak modelleyen tekniklerdir. Bu tez çalışmasında Doğru akım motorlarının hız kontrolünde kullanılan PID parametreleri sezgisel eniyileme tabanlı üç farklı eniyileme ile belirlenerek başarımları değerlendirilmiştir. Aynı zamanda sinüsoidal referans eniyileme ile bulunan PID parametre değerlerinin basamak referans için genelleme performansları da incelenerek karşılaştırmalı şekilde değerlendirilmeleri yapılmıştır.

Bu tez çalışmasında değerli bilgilerinden yararlandığım danışman hocam sayın Cafer BAL'a sonsuz teşekkürü bir borç bilirim.

Hayatımın her aşamasında yanımda olan ve daima desteklerini hissettiren kıymetli aileme sonsuz teşekkür ederim.

Öznur GENÇKAYA
ELAZIĞ, 2021

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖNSÖZ.....	iv
İÇİNDEKİLER	v
ÖZET	vi
ABSTRACT	vii
ŞEKİLLER LİSTESİ	viii
TABLolar LİSTESİ	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR	xii
1. GİRİŞ	1
2. DC MOTOR	4
2.1. DC Motorunun Matematiksel modeli Ve Transfer Fonksiyonu	4
2.2. DC Motorun Simulink Modeli.....	6
2.3. PID Denetimi ve Temel Özellikleri.....	8
2.3.1. PI Denetimi	9
2.3.2. PD Denetimi	9
2.3.3. PID Denetimi	10
2.4. Ziegler-Nichols Yöntemi.....	10
2.4.1. Ziegler- Nichols Açık Çevrim.....	10
2.4.2. Ziegler- Nichols Kapalı Çevrim.....	11
3. KLASİK VE ZEKAYA DAYALI ENİYİLEME YÖNTEMLERİ.....	13
3.1. Klasik Eniyileme	14
3.2. Zekaya Dayalı Eniyileme Yöntemleri	14
3.3. DC Motorlarda PI Kontrolör Parametre Değerleri Tespiti İçin Kullanılan Zekaya Dayalı Sezgisel Eniyileme Yöntemleri	14
3.3.1. Genetik Eniyileme	15
3.3.2. Parçacık Sürü Eniyileme	18
3.3.3. Karınca Koloni Eniyileme	20
3.3.4. Uygunluk Fonksiyonu	25
4. BULGULAR.....	27
4.1. Sistemin Simulasyon Sonuçları	27
5. SONUÇLAR.....	48
KAYNAKLAR.....	50
ÖZGEÇMİŞ	

ÖZET

DC Motorun Sürü Algoritma Tabanlı PID Kontrolörle Performans Analizi

Öznur GENÇKAYA

Yüksek Lisans Tezi

FIRAT ÜNİVERSİTESİ
Fen Bilimleri Enstitüsü

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Ağustos 2021, Sayfa: xii + 51

Eniyileme, bir sistemin davranışını etkileyen parametrelerin en iyi değerini bulma işlemidir. Günlük yaşamda karşılaşılan problemler türevlenebilir matematiksel denklemler olarak ele alınmış klasik eniyilemeler ile en iyi çözümler bulunmuştur. Ancak zamanla bunlar yetersiz kalarak gelişen teknoloji ile birlikte yapay zekaya dayalı sürü tabanlı eniyilemeler ortaya çıkmıştır. Sezgisel eniyilemeler doğada hayvanların yaşamsal mücadelelerinin bir modellenmesidir. Genetik eniyileme, parçacık sürü eniyileme, yapay arı koloni eniyileme, karınca koloni eniyileme, ateş böceği eniyileme, gri kurt eniyileme, yunus balığı eniyileme gibi birçok eniyilemeler mevcuttur.

Endüstride, günlük ev aletlerinde ve daha birçok yerde kullanılan, denetimi kolay ve maliyeti düşük doğru akım motorlarının hız ve konum kontrolleri rahatlıkla yapılabilmektedir. Doğru akım motorlarının hız ve konum kontrolü ile denetiminde günümüzde çok sık kullanılan, ayarlanacak parametresi az, basit bir yapıya sahip ve maliyeti düşük olan PID kontrolör tercih edilmiştir. Ancak parametre değerlerinin hesaplanması zaman aldığı için bu tez çalışmasında PID parametre değerleri yapay zekaya dayalı sürü tabanlı eniyilemeler ile tespit edilmiştir. Tespit edilmesinde kullanılan eniyilemeler, popülasyon tabanlı bir eniyileme olan genetik eniyileme, karıncaların problem çözme davranışlarını gerçek problemlerin çözümü için matematiksel olarak modelleyen karınca koloni eniyileme ve kuş sürülerinin kendi aralarında oluşturduğu sosyal davranışları modelleyen parçacık sürü eniyileme algoritmalarıdır.

Bu tez çalışmasında genetik algoritma, Parçacık sürü ve karınca koloni eniyileme algoritmaları ile DC motoru denetleyen PID kontrolörün oransal, integral ve türev kazanç parametreleri ayarlanmıştır. Bu amaçla üç farklı DC motor için kontrolör parametreleri her bir algoritma ile ayarlanmıştır. Eniyilemelerin başarımını test etmek için basamak ve sinüsoidal giriş referanslar için parametre ayarlamaları yapıldıktan sonra farklı basamak girişler için genelleme sonuçları değerlendirilmiştir. Algoritmaların eniyileme hızlarını ve sınırlı değer aralığındaki eniyileme başarımını tespit etmek üzere farklı iterasyonlarda ve değer aralıklarında parametreleri sınırlayarak algoritmalar çalıştırılmıştır. DC motorun denetiminde kullanılan PID kontrolörün parametrelerin eniyilemesinde araştırılan algoritmalar gerek en iyi parametre değerinin bulunmasında gerekse bu değere en az iterasyonla ulaşılmasında ve gerekse genelleme performanslarında birbirlerine son derece yakın başarımlar göstermişlerdir. PID kontrolör parametrelerinin sistemin modelini bilmeden eniyileme yöntemleriyle ayarlanmasının geçerliliği gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Doğru akım motoru, PID kontrolör, Genetik eniyileme, Parçacık sürü eniyileme, Karınca koloni eniyileme

ABSTRACT

Performance Analysis of DC Motor with Swarm Algorithm Based PID Controller

Öznur GENÇKAYA

Master's Thesis

FIRAT UNIVERSITY
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Mechatronics Engineering

August 2021, Pages: xii + 51

Optimization is the process of searching for the best values of parameters that affect the output of a system. The problems encountered in daily life were handled as differentiable mathematical equations and be solved with the methods of classical optimizations to achieve the best one. However, over time, these were insufficient and with the developing technology, swarm-based optimizations based on artificial intelligence emerged. Intuitive optimizations are a modeling of the survival struggles of animals in nature. There are many optimizations such as genetic optimization, particle swarm optimization, artificial bee colony optimization, ant colony optimization, gray wolf optimization, and dolphin optimization etc.

Speed and position controls of easy-to-control and low-cost direct current motors used in industry, daily household appliances and many other places can be done easily. The PID controller, which is frequently used today, has few parameters to be adjusted, has a simple structure and is low in cost, has been preferred in the control and control of the speed and position of direct current motors. But, since the calculation of parameter values takes time, PID parameter values in this thesis were determined by swarm-based optimizations based on artificial intelligence. . The optimizations used for detection are genetic optimization, which is a population-based optimization, ant colony optimization, which mathematically models the problem-solving behavior of ants for the solution of real problems, and particle swarm optimization algorithms that model the social behaviors of bird flocks among themselves.

The proportional, integral and derivative gain parameters of the PID controller controlling the DC motor are adjusted with genetic algorithm, particle swarm and ant colony optimization algorithms in this thesis. The controller parameters for three different DC motors were adjusted with each algorithm for this purpose, To test the performance of the optimizations, the generalization results for the different step inputs were evaluated after parameter adjustments were made for the step and sinusoidal input references. Algorithms were run by limiting the parameters in different iterations and value ranges in order to determine the optimization rates of the algorithms and the optimization performance in the limited value range. The algorithms investigated in the optimization of the parameters of the PID controller used in the control of the DC motor showed extremely close performance in both finding the best parameter value, reaching this value with the least iteration, and generalization performances. The validity of setting PID controller parameters by optimization methods without knowing the model of the system has been demonstrated.

Keywords: DC motor, PID controller, Genetic optimization, Particle swarm optimization, Ant colony optimization

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2.1. Sabit mıknatıslı DC motoru eşdeğer devresi.....	4
Şekil 2.2. DC motorunun MATLAB/Simulink blok diyagramı.....	7
Şekil 2.3. DC motorunun MATLAB/Simulink te kapalı çevrim kontrol blok diyagramı.....	7
Şekil 2.4. DC motorunda kontrolör bloğunun MATLAB/Simulink blok diyagramı	7
Şekil 2.5. Ziegler – Nichols metodu kapalı çevrim sistem basamak referans yanıtı	10
Şekil 2.6. Ziegler – Nichols metodu kapalı çevrim sistem yanıtı.....	11
Şekil 3.1. Tek Noktalı Çaprazlama	17
Şekil 3.2. Çift Noktalı Çaprazlama	17
Şekil 3.3. Genetik algoritma akış diyagramı	17
Şekil 3.4. PSE'nin kuş sürüsü benzetimi genel blok diyagramı.....	19
Şekil 3.5. Karıncaların engelsiz yolda yuva ile yiyecek arasındaki hareketleri	21
Şekil 3.6. Karıncaların bulunduğu en iyi yola engel bırakıldığı durum	21
Şekil 3.7. Karıncaların engelli yolda yuva ile yiyecek arasında feromonsuz iki yönden birine rastgele yönelmeleri	22
Şekil 3.8. Karıncaların cisim koyulduktan sonra buldukları en iyi yol	22
Şekil 3.9. Karınca koloni benzetimine göre genel blok diyagramı	25
Şekil 4.1. PID Kontrollü DC Motor MATLAB/Simulink diyagramı	27
Şekil 4.2. DC motor1 için 1000 iterasyonda üst sınırı $K_p=50$ ve $K_i=50$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO'nun değişimi, a) Genel görünüm, b) Yaklaştırılmış görünüm	28
Şekil 4.3. DC motor1 de sinüsoidal hız referansı için sistem çıkışı, a)PSE, GE ve KKE, b) PSE, c) GE, d)KKE için performansları	29
Şekil 4.4. Referans hız girişi ile motor1 gerçek hızı arasındaki hataların değişimi	29
Şekil 4.5. DC motorların basamak hız referansta PSE, GE ve KKE için çıkış hız grafiklerinin karşılaştırmalı elde edilmesi için kullanılan MATLAB/Simulink diyagramı	30
Şekil 4.6. Motor1 de üst sınırı (50, 50) için 1000 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) Geçici durum yaklaştırılmış görünümü, c) Sürekli durum yaklaştırılmış görünümü	30
Şekil 4.7. DC motor1 için 100 iterasyonda üst sınırı $K_p=100$, $K_i=100$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO değişimi	31
Şekil 4.8. Motor1 de üst sınırı $K_p=100$ ve $K_i=100$ için 100 iterasyonda SRE yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) Geçici durum yaklaştırılmış görünümü, c) Sürekli durum yaklaştırılmış görünümü	32
Şekil 4.9. DC motor1 için 50 iterasyonda üst sınırı $K_p=200$ ve $K_i=200$ olan PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO değişimi.....	32

Şekil 4.10.	Motor1 de üst sınırı $K_p=200$ ve $K_i=200$ için 50 iterasyonda SRE yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) Geçici durum yaklaşılmış görünümü, c) Sürekli durum yaklaşılmış görünümü	33
Şekil 4.11.	Motor1 için SRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı basamak referans olacak şekilde genelleme performansı, a) üst sınırı (50, 50) 1000 iter için, b) üst sınırı (100, 100) 100 iter için, c) üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları	34
Şekil 4.12.	Motor1 için SRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü basamak referans olacak şekilde genelleme performansı, a) üst sınırı (50, 50) 1000 iter için, b) üst sınırı (100, 100) 100 iter için, c) üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları	34
Şekil 4.13.	Motor1 için BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı basamak referans olacak şekilde genelleme performansı, a) üst sınırı (50, 50) 1000 iter için b) üst sınırı (100, 100) 100 iter için, c) üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları	35
Şekil 4.14.	Motor1 için BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü basamak referans olacak şekilde genelleme performansı, a) üst sınırı (50, 50) 1000 iter için, b) üst sınırı (100, 100) 100 iter için c) üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları	35
Şekil 4.15.	Motor1 için BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı sinusoidal referans olacak şekilde genelleme performansı, a) üst sınırı (50, 50) 1000 iter için b) üst sınırı (100, 100) 100 iter için, c) üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları	36
Şekil 4.16.	Motor1 için BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü sinusoidal referans olacak şekilde genelleme performansı, a) üst sınırı (50, 50) 1000 iter için, b) üst sınırı (100, 100) 100 iter için c) üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları	36
Şekil 4.17.	Motor1 de üst sınırı (1000, 1000,1000) için 1000 iterasyonda SRE ile elde edilen PID kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı	37
Şekil 4.18.	DC motor2 için 1000 iterasyonda üst sınırı $K_p=50$ ve $K_i=50$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO'nun değişimi, a) Genel görünüm, b) Yaklaşılmış görünüm	39
Şekil 4.19.	DC motorların sinusoidal hız referansta PSE, GE ve KKE için çıkış hız grafiklerinin karşılaştırmalı elde edilmesi için kullanılan MATLAB/Simulink diyagramı	40
Şekil 4.20.	Motor2 de üst sınırı (50, 50) için 1000 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) referans 154 için motor çıkışın yaklaşılmış görünümü	41
Şekil 4.21.	DC motor2 için 100 iterasyonda üst sınırı $K_p=100$ ve $K_i=100$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO'nun değişimi, a) Genel görünüm, b) Yaklaşılmış görünüm	41
Şekil 4.22.	Motor2 de üst sınırı $K_p=100$ ve $K_i=100$ için 100 iterasyonda SRE yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) referans 154 için motor çıkışın yaklaşılmış görünümü.....	42

Şekil 4.23.	DC motor2 için 50 iterasyonda üst sınırı $Kp=200$, $Ki=200$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO değişimi	43
Şekil 4.24.	Motor2 de üst sınırı (200, 200) için 50 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) Sürekli durum yaklaşılmış görünümü	43
Şekil 4.25.	DC motor3 için 1000 iterasyonda üst sınırı $Kp=50$ ve $Ki=50$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO'nun değişimi, a) Genel görünüm, b) Yaklaşılmış görünüm	44
Şekil 4.26.	Motor3 te üst sınırı (50, 50) için 1000 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) Sürekli durum yaklaşılmış görünümü	45
Şekil 4.27.	DC motor3 için 100 iterasyonda üst sınırı $Kp=100$ ve $Ki=100$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO'nun değişimi.....	45
Şekil 4.28.	Motor3 te üst sınırı $Kp=100$ ve $Ki=100$ için 100 iterasyonda SRE yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) Sürekli durum yaklaşılmış görünümü	46
Şekil 4.29.	DC motor3 için 50 iterasyonda üst sınırı $Kp=200$, $Ki=200$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO değişimi	47
Şekil 4.30.	Motor3 te üst sınırı (200, 200) için 50 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) Sürekli durum yaklaşılmış görünüm.....	47

TABLÖLAR LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 2.1. Eşdeğer devrede kullanılan parametreler	5
Tablo 2.2. PID kontrolör parametrelerinin sistem cevabına etkileri	8
Tablo 2.3. Açık Çevrim Ziegler – Nichols parametre değerleri	11
Tablo 2.4. Kapalı Çevrim Ziegler – Nichols parametre değerleri	12
Tablo 3.1. Genetik algırtmada kullanılan temel operatörler.....	15
Tablo 3.2. Seçim operatörü yöntemleri	16
Tablo 3.3. Temel çaprazlama yöntemleri.....	16
Tablo 3.4. Genetik eniyilemede temel durdurma kriterleri	18
Tablo 3.5. Yapay karıncalar ile gerçek karıncalar arasındaki farklar.....	23
Tablo 4.1. Motor1, Motor2 ve Motor3 parametre değerleri.....	27
Tablo 4.2. DC motor1 in sinüsoidal hız referans kontrolünde PID kontrolörlerin toplam karesel hatanın ortalamasını ulaştığı son değerler	37
Tablo 4.3. Motor1 için SRE sonucunda elde edilen PID parametreleri	38
Tablo 4.4. Farklı sınır değerleri için 5 iterasyonda Motor1, Motor2 ve Motor3 için KHO değerleri	38

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

B	:Viskoz Sürtünme Katsayısı (N/(m/s))
e_b	:Zıt Elektromotor Gerilimi (em) (V)
I_a	:Endüvi Akımı (A)
J	:Motor Eylemsizlik Momenti (kg.m^2)
K_b	:Zıt Emk Sabiti (V/rad/sn)
K_i	:Moment Sabiti (Nm/A)
K_p	: Oransal Kazanç Parametresi
K_i	: İntegral Kazanç Parametresi
K_d	: Türevsel Kazanç Parametresi
L_a	:Endüvi Endüktansı (H)
N	:Devir Sayısı (Dev/dk) = (r.m.p)
R_a	:Endüvi Direnci (Ω)
T	:Motor Momenti (Nm)
T_L	:Yük Momenti (Nm)
V_a	:Giriş Gerilimi (V)
ω	:Açısal Hız (rad/sn)

Kısaltmalar

BRE	: Bireysel Referans Eniyileme		
DC	: Doğru Akım		
GE	:Genetik Eniyileme		
HO	:Hata Ortalaması		
KHO	:Karesel Hata Ortalaması		
KHOK	:Karesel Hata Ortalaması Kökü		
KKE	:Karıncı Koloni Eniyileme		
MHO	:Mutlak Hata Eniyileme		
PSE	:Parçacık Sürü Eniyileme		
SRE	:Sinüsoidal Referans Eniyileme		
YHO	:Yüzde	Hata	Eniyileme

1. GİRİŞ

İnsanoğlu doğası gereği yaşamı boyunca problemlerle karşılaşır ve bu problemlere her zaman bir çözüm arayışı içerisinde. Eniyileme, bir problemin minimizasyonu ya da maksimizasyonunun verilen amaç veya amaçlar doğrultusunda ve belli kısıtlar altında en iyi değerini elde etme sürecidir. İstenilen her alanda da kullanılabilir. Eniyileme ile problem çözümünde en iyi çözüm hangisi ise ona ulaşılır ve optimum çözüm olarak adlandırılır. Eniyilemenin asıl amacı çözülmek istenen problemin çözümlerinin arasından en iyi çözümünü bulabilmektir. Gelişen teknoloji ile birlikte bilgisayarlarda dış dünya problemlerinin matematiksel olarak ifade edilmesi ve modellenerek çözümlerinin elde edilmesi mümkündür. Başlangıçta doğrusal ve az sayıda değişkenli matematiksel modelleme kullanılırken sonrasında yeterli olmadığı anlaşılarak doğrusal olmayan modellemeye geçilmiştir ancak buda beraberinde birçok sorun meydana getirmiştir. Zamanla bu sorunların giderilmesi için bazı teknikler geliştirilerek eniyileme yöntemleri geliştirilmiştir. Eniyileme, var olan bir problemin istenilen şartlara uygun şekilde en iyi çözümünün elde edilmesi sürecidir. Eniyileme problemi bir fonksiyonun minimumunu ya da maksimumunu uygun şartlar için araştırmaktır ve üç temel birleşeni mevcuttur. Bunlardan birincisi problemin türüne göre maksimum ya da minimum yapılmak istenen uygunluk fonksiyonudur ve bazı problemler için birden fazla olması durumu da vardır. İkincisi uygunluk fonksiyonunu etkileyen değişkenlerdir. Üçüncüsü ise değişkenlerin bazı değerleri almasını engelleyen kısıtlayıcılarıdır. Kısıtlayıcıların her durumda olması zorunluğu yoktur. Olup olmamasına göre eniyilemeler kısıtlı eniyileme ve kısıtsız eniyileme olarak adlandırılmaktadır. Eniyileme problemlerin çözümü için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemlere eniyileme teknikleri denilmektedir [1]. Bunlar fizik, kimya, biyoloji, sosyal, müzik, melez ve sürü tabanlı eniyileme algoritmalarıdır. Bu tez çalışmasında asıl üzerinde çalışılan eniyileme algoritmaları sürü tabanlı eniyileme algoritmalarıdır. Sürü tabanlı eniyileme algoritmaları canlıların doğal yaşam davranışlarını temel almaktadır ve bir çok çeşidi vardır. Bunlardan bazıları yapay arı kolonisi eniyileme (YAKE), karonca koloni eniyileme (KKE), genetik eniyileme (GE)'dir [2].

Doğru akım (DC) motorları, elektrik enerjisini mekanik enerjiye çevirerek dönme eylemini gerçekleştiren makinelerdir. DC motorlarının popülerliğini uzun sürmesinin birkaç nedeni vardır. Bunlardan bazıları DC güç sistemlerinin araçlarda, kamyonlarda ve uçaklarda yaygın kullanılmaktadır. Bir araç DC güç sistemine sahipse da motor kullanmak mantıklı olmaktadır. DC motorlarına hafif bir yük bindiği zaman nispeten yüksek hız ve düşük bir tork geliştirir. Aksine ağır ya da taşınması güç bir yük mevcutsa, motor daha düşük hızda hareket edecek ve daha yüksek bir yükün gerektirdiğinden daha fazla tork verecektir [3]. En yaygın ve en basit olan motor tipi fırçalı DC motorlarıdır. Günümüzde kullandığımız birçok şeyde görmek mümkündür.

Hemen hemen hareketi olan bütün oyuncaklarda, kullanılan cep telefonları titreşiminde, şarjlı matkap gibi aletlerde kullanılmaktadır. DC motorlarının hem avantajları hem de dezavantajları mevcuttur. Avantajları, diğer motorlara göre daha ucuzdur. DC motorlarının denetimi kolaydır. Motoru çalıştırmak için basit bir DC voltaj uygulamak yeterlidir. Daha yüksek uygulanan voltaj motorun daha hızlı çalışmasını sağlamaktadır. Kolaylıkla motor yönü de isteğe göre değiştirilebilmektedir. Yüksek başlangıç torkuna sahiptir. Yani düşük hızla yüksek tork üretir ve motorda yük olsa bile motorun çalışma hızını olumsuz etkilemez. Dezavantajları ise motor çalışırken fırçalar komütatöre sürtündüğü için diğer motorlara göre daha hızlı aşınır. Ayrıca elektriksel olarak gürültü meydana getirmektedir ve fırçaların komütatöre sürtünmesinden sıcaklık meydana geldiği için sıcaklığa bağlı olarak çıkabileceği bir hız sınırı vardır [4].

Doğru akım (DC) motorlarının çeşitli kullanım alanları mevcuttur. Robotik uygulamalar ya da hareket kontrolü gibi çeşitli uygulama alanlarında aktüatör olarak kullanıldıkları gibi ev aletleri ve endüstride de yaygın bir şekilde tercih edilmektedir. Kullanım alanlarının yaygın olmasına bağlı olarak hassas bir denetim yapılması gerekmektedir. DC motorun belirtilen bu uygulamalarda tercih edilmesi; motora uygulanan gerilim büyüklüğünün ve yönünün değiştirilmesi ile basit bir şekilde hız-konum karakteristiklerinin kontrol edilebilirliği, elde edilen momentin sürekliliği, hız ile konum başarımının yüksekliği, moment-hız karakteristiklerinin kararlılığı ve başlangıç masraflarının uygunluğu gibi özelliklerinden dolayıdır [5-8].

DC motorun yapılacak uygulamaya göre hız ya da konum kontrolü ile denetiminin gerçekleşmesi için çeşitli yöntemler mevcuttur. Bu yöntemler açık-kapalı kontrol, oransal kazanç parametre (P) kontrol, oransal- integral kazanç parametre (PI) kontrol, oransal – türev (PD) kazanç parametre kontrol, oransal – integral – türev (PID) kazanç parametre kontrol, fuzzy kontrol, bulanık mantık kontrol ve benzeridir. Bu yöntemlerden en yaygın kullanılan kontrol algoritmalarında ilk sırada PID kontrol gelmektedir. PID kontrol karmaşık bir yapıya sahip olmaması, dayanıklılığı, performansının optimum düzeye yakınlığı ve yaygın uygulama yelpazesi ile endüstride popüler hale gelmiştir. PID parametrelerinin belirlenmesi için klasik yöntemlerin yanı sıra günümüzde yaygın olarak yapay zekanın kapsadığı sezgisel eniyileme algoritmaları da kullanılmaktadır [5,9,10]. Sezgisel eniyileme algoritmalarından bazıları genetik eniyileme(GE), parçacık sürü eniyileme (PSE), yapay arı kolonisi algoritması (YAK), karınca koloni eniyileme (KKE) ve benzerleridir.

Klasik yöntemle PID parametre değerlerinin ayarlanmasında 1942 yılında Ziegler-Nichols'ın önerdiği ve kendi adını verdiği Ziegler-Nichols yöntemi kullanılmaktadır. Bu klasik yöntemin açık ve kapalı çevrim için farklı iki hesabı mevcuttur. PID parametrelerinin tespiti için sistem çıkışı deneysel yaklaşımlar ile elde edilmekte ve mevcut bulunan tablolardan açık ya da kapalı çevrim olmasına göre uygun olanı baz alınarak hesaplanmaktadır. Klasik yöntemle elde edilen bu PID parametre değerleri kontrolcüye göre optimum seviyede değil ise tasarımcı

deneysel olarak deęiřtirilebilmektedir. Ancak bu durum çokça zaman kaybettirmekte ve aynı zamanda optimum deęerlere ulařılacaęını da garanti etmemektedir. [10] Bu yöntemlerin bir başka çeřidi ise uygun parametre deęerlerini zaman kısıtı olan uygulamalarda daha minimum sürede üreten sezgisel optimizasyon yöntemleridir. Bu yöntemlerle elde edilen PID parametre deęerleri daha kısa sürede olabildięince en ideal sonuca yaklařmaktadır [10].

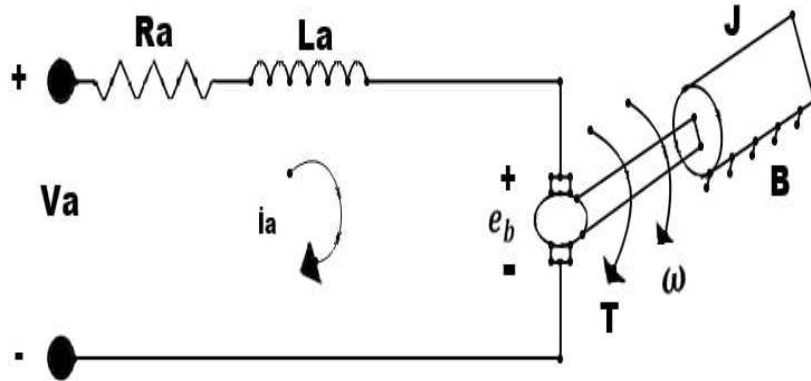
İkinci bölümde, DC motorun matematiksel model ve PID denetim yapısı oluřturulmuřtur. Üçüncü bölümde, eniyileme yöntemleri ve bu yöntemlerin kullanım özellikleri arařtırılmıřtır ve DC motor kontrol parametrelerinin eniyilemesi için kullanılan genetik eniyileme, karınca koloni eniyileme ve parçacık sürü eniyileme algoritmalarının detayları yer almıřtır. Dördüncü bölümde, üç farklı DC motor için algoritmaların PID parametrelerini farklı giriřler için optimize ve genelleme performansları arařtırılmıřtır. Son bölümde bu tez çalışmasında elde edilen sonuçlar detaylı anlatılarak tartıřılmıřtır.

2. DC MOTOR

Elektrik motorları çeşitli ticari, konut ve endüstriyel işlemlerde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bir şönt tipi DC motor, armatürle paralel olarak bağlanmış bir şönt sargısından oluşmaktadır. Bu nedenle bu tip motorlar mükemmel bir konum ve hız kontrolü yapabilmektedirler. Bundan dolayı şönt motorlar tipik olarak daha hassas hız kontrolüne ihtiyaç duyulan uygulamalarda tercih edilir [11].

2.1. DC Motorunun Matematiksel modeli Ve Transfer Fonksiyonu

DC motorları sabit mıknatıslı ve endüktör olarak bilinen sabit kısım ile rotordan oluşur. Rotor endüvi sargılarından oluşan ve dönecek şekilde endüktör içerisinde bulunan kısımdır [12]. DC motorlarının hız ve konum kontrol başarımlarının yüksek, moment-hız karakteristiklerinin kararlı ve kontrolünün kolay olması gibi sebeplerden dolayı ev aletleri ve endüstriyel alanlarda yaygın bir kullanım alanına sahiptir. Kullanım alanlarının yaygın olmasına bağlı olarak hassas bir denetim yapılması gerekmektedir. Bu denetimin yapılabilmesi için öncelikle DC motorunun matematiksel denklemlerle ifade edilmesi gerekmektedir. Matematiksel denklemlerin çıkarılabilmesi için Şekil 2.1'de DC motorunun benzetim modeli ve Tablo 2.1' de motor parametreleri verilmiştir [13]. Şekil 2.1'de eşdeğer devresi verilen DC motoru elektirikselsel kısımda R_a , endüvi sargılarının elektirikselsel direncidir. L_a , endüktansı olmak üzere seri bağlı RL devresi şeklinde oluşmakla birlikte mekanik kısmında ise mili döndüren J , açısal hızı T , açısal hızla aynı yönlü üretilen momenti J , endüvi eylemsizliği ve B , endüvi sürtünmesinden oluşmaktadır.



Şekil 2.1. Sabit mıknatıslı DC motoru eşdeğer devresi

Tablo 2.1. Eşdeğer devrede kullanılan parametreler

R_a	Endüvi direnci (Ω)	J	motor eylemsizlik momenti (kg.m^2)
$\dot{I}_a$	endüvi akımı (A)	B	viskoz sürtünme katsayısı ($\text{N}/(\text{m/sn})$)
L_a	endüvi endüktansı (H)	T_L	yük momenti (Nm)
V_a	giriş gerilim (V)	N	devir sayısı (dev/dak) = (rpm)
e_b	zıt elektromotor (emk) gerilimi (V)	ω	açısal hız (rad/s)
K_i	moment sabiti(Nm/A)	T	Motor momenti (Nm)
K_b	Zıt emk sabiti (V/rad/sn)	K	$K=K_i=K_b$

DC motorunun diferansiyel denklemleri Şekil 2.1'deki eş değer devreden çıkarılabilmektedir. Elektriksel devre denklemi için Kirchhoff gerilimler yasası uygulanırsa,

$$V_a(t) = L_a \frac{di_a(t)}{dt} + R_a \dot{I}_a(t) + e_b(t) \quad (2.1)$$

şeklinde yazılır. Endüvi açısal hızına orantılı olarak meydana gelen zıt elektromotor kuvvet,

$$e_b(t) = K_m \phi \frac{d\theta(t)}{dt} = K_m \phi \omega(t) \quad (2.2)$$

tir. ϕ sabit değer olduğu için $K_m \phi = K_b$ olacak şekilde denklem 2.1 de yerine yazılırsa,

$$V_a = L_a \frac{di_a(t)}{dt} + R_a i_a(t) + K_b \omega(t) \quad (2.3)$$

olur. Motorun endüvi akımına orantılı ürettiği elektriksel moment,

$$T(t) = K_m \phi i_a(t) \quad (2.4)$$

burada ϕ sabit değer olduğu için $K_m \phi = K_i$ olarakta yazılabilir. Motorun momenti yük momentini, viskoz sürtünmeyi, ve motor eylemsizliğini karşılaması gerekmektedir. Buna göre mekanik denklemi,

$$T(t) = J \frac{d\omega(t)}{dt} + T_L(t) + B\omega(t) \quad (2.5)$$

motorun ürettiği elektriksel moment ifadesi, denklem 2.5'te yerine yazılırsa,

$$K_i i_a(t) = J \frac{d\omega(t)}{dt} + T_L(t) + B\omega(t) \quad (2.6)$$

olur. Sistemin $i_a(t)$ ve $\omega(t)$ durum değişkenleridir. Denklem 2.3 ve 2.6 durum uzay matrisi şeklinde düzenlenirse,

$$\begin{bmatrix} \frac{di_a(t)}{dt} \\ \frac{d\omega(t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-R_a}{L_a} & \frac{-K_b}{L_a} \\ \frac{K_i}{J} & \frac{-B}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a(t) \\ \omega(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_a(t) \\ T_L(t) \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

elde edilir. DC motorda $T_L(t) = 0$ için motor hızına göre transfer fonksiyonu

$$G(s) = \frac{\omega(s)}{V_a(s)} = \frac{K_i}{JL_a s^2 + (R_a J + BL_a)s + (K_i K_b + R_a B)} \quad (2.8)$$

olarak elde edilir.

DC motorlarında moment sabiti K_i ile zıt elektromotor sabiti K_b farklı parametreler olmasına karşın aralarında güçlü bir bağ vardır. Güç denklemlerinden bu ilişkiyi görmek mümkündür. Buna göre endüvideki elektriksel güç,

$$P(t) = e_b(t)i_a(t) \quad (2.9)$$

dir. Motorun mekanik gücü ise,

$$P(t) = T(t)\omega(t) \quad (2.10)$$

şeklinde dir. Buna göre güçlerin her iki tarafı eşitlendiğinde,

$$P(t) = T(t)\omega(t) = K_b \omega(t) \frac{T(t)}{K_i} \quad (2.11)$$

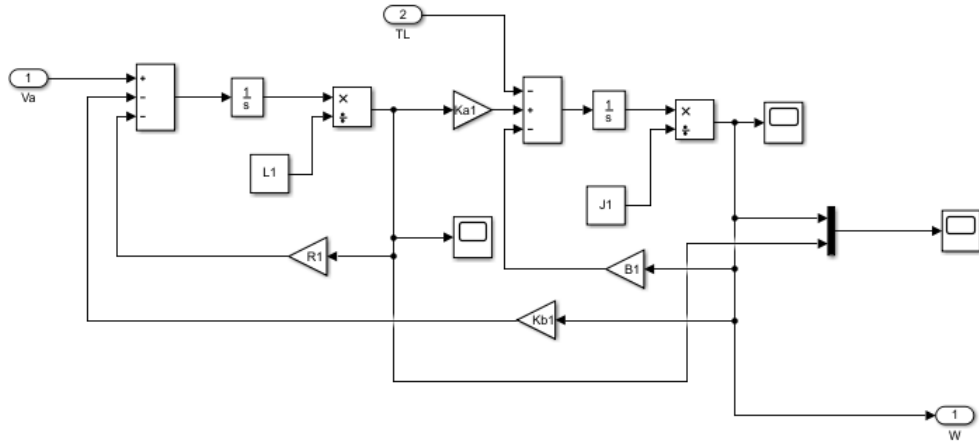
bağıntısından,

$$K_b(V/\text{rad/sn}) = K_i(N - m/A) = K_m \quad (2.12)$$

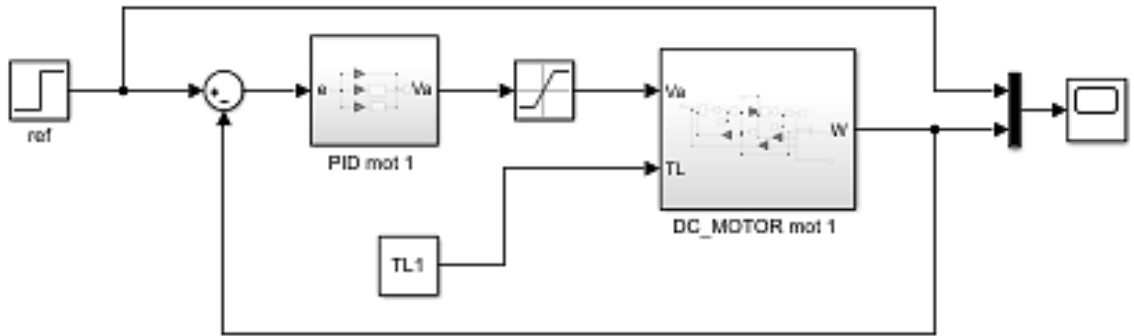
aralarındaki ilişki görülmektedir.

2.2. DC Motorun Simulink Modeli

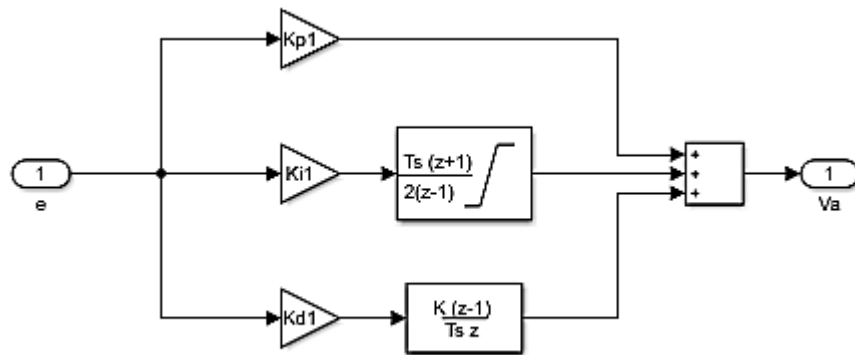
DC motorunun matematiksel denklemlerine göre MATLAB/Simulink programında blok şemaları ile modellenerek motorun simülasyon çalışmaları yapılmıştır. Şekil 2.2’de motorun MATLAB/Simulink modeli verilmiştir. Şekil 2.3 ‘te ise kapalı çevrim kontrol blok diyagramı verilirken, Şekil 2.4’te PID kontrolörün blok diyagramı verilmiştir.



Şekil 2.2. DC motorunun MATLAB/Simulink blok diyagramı



Şekil 2.3. DC motorunun MATLAB/Simulink te kapalı çevrim kontrol blok diyagramı



Şekil 2.4. DC motorunda kontrolör bloğunun MATLAB/Simulink blok diyagramı

2.3. PID Denetimi ve Temel Özellikleri

Oransal-İntegral-Türevsel (PID) parametrelerinin birleşmesi ile elde edilen kontrolör, çok yaygın olarak kullanılan bir kontrol düzeneğidir. PID kontrolörün amacı istenilen referans bir giriş için kontrol edilecek sistem çıkışı arasındaki farktan hata değerini elde ederek bu hatayı en düşük seviyeye düşürmek ve istenilen sistem cevabına ulaşmaktır.

Çok yaygın olarak kullanılan PID kontrolör, bir çok sistem kontrolünde tercih edilmesiyle de kullanışlı olduğu görülmektedir. PID kontrolörün avantajları, ayarlanacak parametrelerin az olması, basit bir yapıya sahip olması, maliyetin düşük olması gibi özelliklere sahip olmasıdır [14].

İntegral kazanç parametresi yükten oluşacak değişimlerden dolayı oluşan oransal ofseti azaltmak ya da yok etmeyi amaçlar. Türevsel kazanç parametresi salınım eğilimi ve oluşumunu azaltır ve hata sinyalini önceden fark edebilen bir etki sağlar. Bir sistemi kontrol sürecinde bir ya da iki kazanç parametresinin yeterli olmadığı durumlarda türevsel kazanç parametresi kullanılır. Ayrıca sisteme yüksek miktarda ve hızlı şekilde yük uygulandığında da türevsel kazanç parametresine ihtiyaç duyulur [13].

PID kontrolör parametrelerinin her biri sistem cevabına farklı şekilde etki etmektedir. Oransal kazanç parametresi sistemin yükselme süresini azaltmakta fakat kalıcı durumda meydana gelen hatayı gidermede etkili olmamaktadır. İntegral kazanç parametresi geçici cevap durumunu kötü hale getirmesine rağmen kalıcı durum hatasını ortadan kaldırmaktadır. Türevsel kazanç parametresi ise sistemi daha kararlı duruma getirmektedir. Aynı zamanda aşmayı azaltarak geçici sistem cevabını iyileştirmektedir. Kapalı sistemde her bir kazanç parametre değerlerinin etkisi tablo 2.2 de verilmiştir [15].

Tablo 2.2. PID kontrolör parametrelerinin sistem cevabına etkileri

Kontrolör	Kazanç Parametresi	Yükselme zamanı	Aşma	Oturma süresi	Kalıcı durum hatası
Oransal	K_p	Azalır	Artırır	Az Artırır	Azalır
İntegral	K_i	Az azalır	Artırır	Artırır	Yok eder
Türevsel	K_d	Az değişir	Artırır	Artırır	Az etki eder

Çizelgeye göre dört farklı özellik mevcuttur. Enerji verilen sistemin çıkışta belirlenmiş değerin yaklaşık %90'ına ulaşma süresine yükselme süresi denir. Yükselme süresi parametresi oransal kazanç parametresi ile azaltılabilirken diğer kazanç parametrelerinin etkisi yoktur. Aşma parametresini ise oransal kazanç parametresi ve integral kazanç parametresi arttırırken türevsel kazanç parametresi azaltmaktadır. Oturma süresi referans değerinde oluşan salınımların ihtiyaç

değerine kalıcı olarak düşürülmesi sürecidir. Oransal ve integral kazanç parametresi oturma süresini arttırırken, türevsel kazanç parametresi azaltmaktadır. Kalıcı durum hatasında parametrelerin etkisi ise oransal kazanç parametresi azaltır iken integral kazanç parametresi ile ortadan kaldırılır. Türevsel kazanç parametresinin ise pek etki etmez [13].

2.3.1. PI Denetimi

Türevsel kazanç parametresi olmadan sadece oransal ve integral kazanç parametresi ile ihtiyacın giderilebildiği denetim organıdır. İntegral kazanç biriken hataya göre çıkışın denetimini sağlayarak zamanla hatayı yok eder. Bunun dezavantajı ise hatayı denetlemedi zaman aldığı için yavaş denetimli olmasıdır. PI kontrolörde bulunan integratör parametresi paydada bir s çarpanıdır ve 90 derecelik bir faz gecikmesi oluşturarak kararlılığı olumsuz etkiler [16]. Denklem 2.13'te PI kontrolörün transfer fonksiyonu verilmiştir.

$$U(s) = K_p + \frac{K_i}{s} \quad (2.13)$$

2.3.2. PD Denetimi

İntegral kazanç parametresi olmadan sadece oransal ve türevsel kazanç parametresi ile ihtiyacın giderilebildiği denetim organıdır. Türev etkisi oluşan hata ile değil hata oluşurken ki değişim ile ilgilendiği için önceden ön görerek hızlı bir şekilde önleme özelliğine sahiptir. Ayrıca geri beslemeli sistemlere sönüm katarak kararlılığını olumlu etkiler. Bu türevsel kazanç parametresindeki pay da bulunan s çarpanının olumlu etkisidir. Aynı zamanda bu s kat sayısı 90 derecelik bir faz avansı oluşturur. Türevsel kazanç parametresi hata ile değilde hata değişimi ile ilgilendiği için sabit kalan hata oluşan sistemlerde bir etkisi yoktur. Türevsel kazanç parametresinin bir dezavantajı ise türev etkisi ne kadar uzun etki ederse sitme cevabı o kadar hızlanmak ile birlikte salınımı arttırarak kararlılığı olumsuz yönde etkilemektedir. Diğer bir dezavantajı ise sistemdeki ani hata değişimlere çok duyarlı olarak sistemin yüksek frekans bölgesinde yüksek titreşimli olmasına sebep olmasıdır. Ayrıca bir sistemin kalıcı durumunda türevsel kazanç parametresinin her hangi bir etkisi yoktur. PD denetim bir sistemin kalıcı durum hatasının olmadığı ve bozucu iriş sinyali uygulandığı durumlarda başarılı sonuç almamızı sağlar. Denklem 2.14'te PD kontrolörün transfer fonksiyonu verilmiştir.

$$U(s) = K_p + K_d s \quad (2.14)$$

2.3.3. PID Denetimi

Bir sisteme yüksek bozucu giriş uygulandığında PI kontrolör oluşan hata değişimini takip etmeye ve düzeltmeye yetiştir. Bu durumda türevsel kazanç parametresi eklenerek PID kontrolör ile denetimi sağlanmaktadır. Eklenen türev kazanç parametresi oransal kazanç parametre değerini artırarak denetim organının tepki süresini hızlandıracaktır. Aynı zamanda aşırı salınımlı ve düşük sönümlü durumlarda da oransal kazanç parametre değerini artırarak kararlı hale getirecektir. Özetle türevsel kazanç parametresinin eklenmesi ile hem sistem kalıcı durum hatasını yok edecek hem de geçici durumda meydana gelen bozulmaları giderecektir [17]. Denklem 2.15'te PID kontrolörün transfer fonksiyonu verilmiştir.

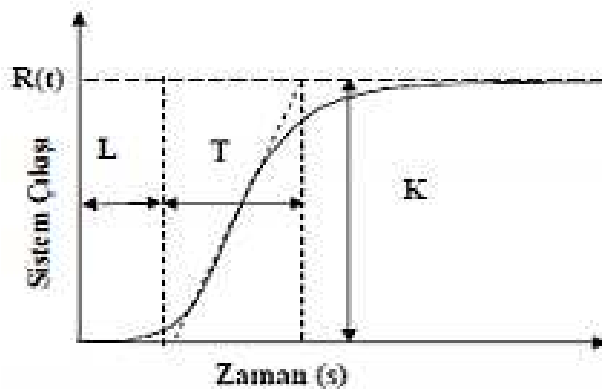
$$U(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \quad (2.15)$$

2.4. Ziegler-Nichols Yöntemi

1942 yılında Ziegler-Nichols ve Nathaniel B. Nichols PID parametre değerlerini hesaplamak için kendi adını verdiği Ziegler-Nichols yöntemini bulmuşlardır. Bu yöntem ile PID parametre değerlerini hesaplamada sistem modeline ihtiyaç yoktur ve iki şekilde hesaplanabilmektedir. Bunlar açık çevrim ve kapalı çevrim hesaplamadır. Her iki yönteminde kendine özgü hesaplanabilmesi için çözüm tabloları mevcuttur [17].

2.4.1. Ziegler- Nichols Açık Çevrim

Kontrol edilen sistemin birim basamak referansı için açık çevrimi yapılarak aşağıda verilen tablo 2.3'e göre parametreleri elde edilmektedir. Şekil 2.5'te Ziegler – Nichols metodu için kapalı çevrim sistemin basamak referans yanıtı verilmiştir [17].



Şekil 2.5. Ziegler – Nichols metodu kapalı çevrim sistem basamak referans yanıtı

Tablo 2.3. Açık Çevrim Ziegler – Nichols parametre değerleri

Kontrolör	K_p	$T_i = K_p/K_i$	$T_d = K_d/K_p$
P	T/L	-	-
PI	$0.9*(T/L)$	$L/0.3$	0
PID	$1.2*(T/L)$	$2*L$	$0.5*L$

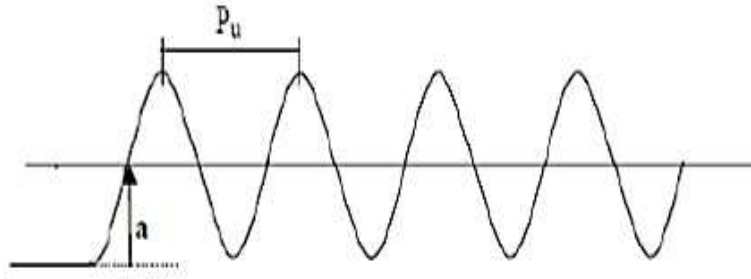
T, Sinyal dalga periyodu

K, Sistem yanıtının eğimi

L, Ölü zaman

2.4.2. Ziegler- Nichols Kapalı Çevrim

Sistemin kapalı döngü yanıtına göre başlangıçta K_i ve K_d sıfır alınır. K_p , oransal kazanç sabiti sürekli artırılarak salınıma girdiği andaki değeri K_u olarak tanımlanır. Ve parametre değerleri tablo 2.4'teki gibidir. Şekil 2.6'da Ziegler – Nichols metodu için kapalı çevrim sistem yanıtı verilmiştir. Ziegler-Nichols yönteminin asıl dezavantajı oranal kazanç parametresi hesaplanırken sistemin kararsızlaşmasıdır [17].



Şekil 2.6. Ziegler – Nichols metodu kapalı çevrim sistem yanıtı

Tablo 2.4. Kapalı Çevrim Ziegler – Nichols parametre değerleri

Kontrolör	K_p	$T_i = K_p/K_i$	$T_d = K_d/K_p$
P	T/L	-	-
PI	0.9*(T/L)	L/0.3	0
PID	1.2*(T/L)	2*L	0.5*L

K_u , Sistemin salınma başladığı andaki oransal kazanç parametresi

P_u , Sistemin çıkış periyodu

3. KLASİK VE ZEKAYA DAYALI ENİYİLEME YÖNTEMLERİ

Günümüzde gelişen teknoloji ile birlikte eniyileme ve mühendislik problemlerinin çözümünde bilgisayarlar tercih edilmektedir. Bu tarz eniyileme problemlerinin çözümünde klasik eniyileme teknikleri yetersiz kalmaktadır. Bu sebeple son yıllarda karmaşık eniyileme problemlerinin çözümünde zekaya dayalı eniyileme teknikleri tercih edilmektedir. Özetle klasik eniyilemenin yetersiz olduğu durumlar araştırmacıları yeni arayışlara yönlendirmiş ve sonuç olarak zeki eniyileme yöntemleri ortaya çıkmış ve karmaşık problemlerin çözümünde kullanılmıştır.

Yapay zeka karmaşık problemlerin çözümü için farklı teknikler geliştirmektedir. Aynı zamanda eniyileme algoritmaları geliştirmede sık başvurulan bir uygulama alanıdır. İnsanın düşünüş ve davranış biçiminin bir benzetimi olan yapay zeka, zeki teknikleri geliştirirken problemleri çözmede insanın çevrenin davranışlarını modellemeyi amaçlamaktadır. Bunlara bulanık mantıktaki dilsel ifadeler, yapay sinir ağlarındaki nöron benzetimi, sürü eniyilemelerdeki canlıların doğası gereği birbirleri ve çevresiyle olan etkileşimleri ve genetik eniyilemedeki insan doğasının modellenmesi gibi durumları örnek vermek mümkündür.

Zekaya dayalı eniyileme algoritmaları uygulamalarda klasik eniyilemelere göre daha iyi sonuç vermekle birlikte dez avantajları da mevcuttur. Avantajları ise klasik eniyilemede problem çözerken uygunluk fonksiyonu ve problem parametrelerinin matematiksel karşılığına ihtiyaç duyulurken zekaya dayalı eniyilemede böyle bir kısıt bulunmamaktadır. Bu esneklik sayesinde zekaya dayalı eniyileme ile problem çözümünde çözüme daha hızlı ulaşılmakta ve hesaplamalarda işlem yükü daha az olmaktadır. Ancak problemin parametre sayısını bağlı olarak eniyilemedeki parçacık sayısı, hafıza gereksinimi arttırdığı durumlar oluşabilmektedir. Bununla birlikte, sonuçlara hızlı ulaşılması, kolay uygulanabilmesi, klasik eniyilemeye göre çok daha iyi sonuçlar alması, değişken sayısının azaltılabilir olması, problem karakteristikleri ile ilgili veri değişikliklerine dayanıklı olmasına bağlı olarak klasik eniyilemeden daha hızlı olması gibi avantajlara sahiptir.

Zekaya dayalı eniyileme algoritmalarından biri olan sürü algoritmaları lineer olmayan ve karmaşık denklemlere sahip problem çözümlerinde iyi bir başarımla göstermektedir. Klasik eniyilemeden ayrılan en önemli farklılığı türeve ihtiyaç duymamasıdır. Buda daha kısa sürede sonuca ulaşmasını sağlamaktadır.

Klasik eniyileme ve zekaya dayalı eniyilemenin bütünleşik kullanıldığı durumda daha verimli sonuçlara ulaşılmaktadır. Çünkü bütünleşik kullanım başlangıçta daha iyi bir çözüm üretmek, işlemleri hızlandırmak için çözüm uzayını küçük parçalara bölmek ve bulgusal fonksiyonları yol göstermesi açısından arama uzayında göstermek amacı için kullanılmaktadır [1].

3.1. Klasik Eniyileme

Problemi sürekli ve türevlenebilir fonksiyonların minimum ya da maksimum değerinin araştırılması sürecine klasik eniyileme denir. Klasik eniyileme kısıtlı ve kısıtsız eniyileme olarak ikiye ayrılmaktadır [1]. Gerçek yaşam problemlerinde her zaman amaç fonksiyonları sürekli ve türevlenebilir olmayacağından uygulanması sınırlıdır. Bu sebeple bu parametreleri en kısa sürede ve en iyi şekilde bulabilmek için yapay zekanın bir alt dalı olan sezgisel eniyileme teknikleri tercih edilmiştir.

3.2. Zekaya Dayalı Eniyileme Yöntemleri

Gelişen teknoloji ile birlikte bilgisayarlar ve bilgisayar sistemleri yaşantımızın temeli haline gelmiştir. Yaşamımızın hemen hemen her alanında bilgisayarlardan faydalanılmaktadır. Teknolojik gelişim yönünden bilgisayarın gelişimi karşılaştırıldığında başlarda sadece elektronik verileri transfer edebilen ve karmaşık hesapları yapabilen bilgisayarlar artık büyük ölçekli verileri filtreleyerek özetleyebilmekte ve mevcut bilgiler ile olaylara yorumlar yapabilmekte, karar verebilmekte ve olaylar arasındaki ilişkileri öğrenebilmektedir. Bir problem matematiksel olarak ifade edilemiyor ve çözülüyorsa zekaya dayalı eniyileme teknikleriyle çözülebilmektedir [18]. Bunla ilgili çalışmalar yapay zeka çalışmaları olarak adlandırılmaktadır.

Yapay zeka ile ilgili çalışmalar artık bilgisayarın sadece bilgi iletişiminin ve hesaplamaların otomasyonunu yapan sistemler değildir. Artan donanım ile öğrenme, karar verme, problem çözme ve karşılaştırma gibi yeteneklere sahiptir.

Zekaya dayalı eniyileme tekniklerinin en önemli özelliği problem çözümünde sahip olduğu bilgiye göre karar verebilmesi aynı zamanda sahip olduğu bilgiler ile olayları kavrayıp sonraki olaylar hakkında karar verebilmesidir. Yani zekaya dayalı eniyileme, problemin çözümüne ulaşmayı sağlayan bir formülü yok ise o problemi çözmeyi üstlenme kabiliyetine sahip eniyilemedir [19,20].

3.3. DC Motorlarda PI Kontrolör Parametre Değerleri Tespiti İçin Kullanılan Zekaya Dayalı Sezgisel Eniyileme Yöntemleri

DC motor hız denetiminde kullanılan PI kontrolör parametre değerleri yapay zekaya dayalı sezgisel eniyileme yöntemleri ile tespit edilmiştir. Bu tez çalışmasında tercih edilen sezgisel eniyileme yöntemleri genetik eniyileme (GE), parçacık sürü eniyileme (PSE) ve karınca koloni eniyileme (KKE)'dir.

3.3.1. Genetik Eniyileme

1970 yılında John Holland tarafından GE gelişim göstermeye başlamıştır. 1989 yılında ise E. Goldberg genetik eniyilemenin ne kadar çeşitli konularda uygulanabilir olduğunu göstermek için 83 uygulamayı kapsayan "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning" kitabını yayınlamıştır [21,22].

GE’de çözüm kümesi popülasyon olarak adlandırılır ve birey, kromozom ya da daha başka şekillerde adlandırılan sayı dizileridir. Çözüm kümesi yani popülasyonlara seçilme çaprazlama ve mutasyon uygulanarak yeni popülasyon oluşturulur. Her bir popülasyon amaç fonksiyonundan geçirilerek uygunluk değeri hesaplanır. Buna göre de her zaman daha iyi olan popülasyon seçilir. Yani asıl amaç her yeni oluşturulan popülasyonda daha uyumlu popülasyon üretmektir [23,24].

Özetle GE, rastgele başlangıç popülasyonu seçilir. Amaç fonksiyonundan geçirilerek uygunluk değeri belirlenir. Sonra mevcut nesle sırayla seçilme, çaprazlama ve mutasyon işlemleri uygulanarak uygunluk değerleri hesaplanır. Durdurma kriteri sağlanana kadar bu işlemler devam ettirilir [25]. Aşağıda tablo 3.1’ de genetik algoritmada kullanılan temel operatörler gösterilmiştir ve tek tek açıklanmıştır.

Algoritma adımları;

1. Rastgele diziler ile başlangıç popülasyonunu oluştur.
2. Her bir dizi için uygunluk değerlerini hesapla.
3. Seçilme, çaprazlama ve mutasyon ile yeni popülasyonu oluştur.
4. Yeni popülasyonda ki diziler için yeniden uygunluk değerlerini hesapla.
5. Popülasyondaki dizilerin uygunluk değerlerini karşılaştırarak kötü olanları çıkar.
6. Durdurma kriteri sağlanmıyorsa adım 3 e geri dön.
7. Durdurma kriterini sağlıyor ise en uygun diziyi çözüm olarak ata [26].

Tablo 3.1. Genetik algoritmada kullanılan temel operatörler

- Seçilme Operatörü
- Çaprazlama Operatörü
- Mutasyon Operatörü

1.Seçim işlemi, Başlangıçta popülasyon dizileri rastgele oluşturulurken yeni popülasyonun oluşturulmasında uygunluk değerlerine göre seçme yöntemlerinin uygulanması ile oluşturulur. Bunlar tablo 3.2’ de verilmiştir ve sonrasında tek tek açıklanmıştır.

Tablo 3.2. Seçim operatörü yöntemleri

- Rulet tekerleği yöntemi
- Turnuva yöntemi
- Sabit durum yöntemi
- Sıralama yöntemi

1.a.Rule tekerleği yöntemi; her dizi için uygunluk değeriyle orantılı olasılık değeri seçilir. Uygunluk değeri arttıkça seçilme olasılığı da artmaktadır.

1.b.Turnuva yönteminde, Popülasyonda rastgele seçilen iki dizinin uygunluk değerinin karşılaştırılması ile iyi olanın sonraki popülasyona geçmesidir.

1.c.Sabit durum yönteminde, popülasyon da ki dizilerin çoğunun bir sonraki nesilde yaşamasını sağlamak temel düşüncedir.

1.d.Sıralama yönteminde, Popülasyondaki dizilerin uygunluk değerleri belirlendikten sonra n tane dizi için en iyi uygunluk değeri n. sırada olacak şekilde tersten sıralanarak buna göre seçim yapılır.

2.Çaprazlama, farklı iki dizi arasında gen transferi yapılarak yeni dizi oluşturulmasıdır.

2.a.Çaprazlama işlemi, seçilen iki dizinin ortasından rastgele bir nokta seçilerek karşılıklı hizada olacak şekilde çaprazlama gerçekleştirilerek yeni birey ya da yeni çözümler üretilmiş olur [23]. Temel çaprazlama yöntemleri aşağıda tablo 3.3' te gösterilmiştir.

Tablo 3.3. Temel çaprazlama yöntemleri

- Tek noktalı çaprazlama
- Çift noktalı çaprazlama
- PMX çaprazlama
- OX çaprazlama
- CX çaprazlama

Tek noktalı ve çift noktalı çaprazlama aşağıda şekil 3.1 ve şekil 3.2'de gösterilmiştir. Kromozom uzunluğunu N olarak varsayalım. Tek noktalı çaprazlama için s rastgele bir tam sayı olsun $s \in [1, N-1]$. Çift noktalı çaprazlama için iki farklı tam sayı s ve r rastgele bir tam sayı olsun s ve $r \in [1, N-1]$. Şekil 3.3'de N=10 ve s=4 için tek noktalı çaprazlama işlemi gösterilmiştir. Şekil 3.4'de N=10 , s=4 ve r=7 için çift noktalı çaprazlama işlemi gösterilmiştir [27].

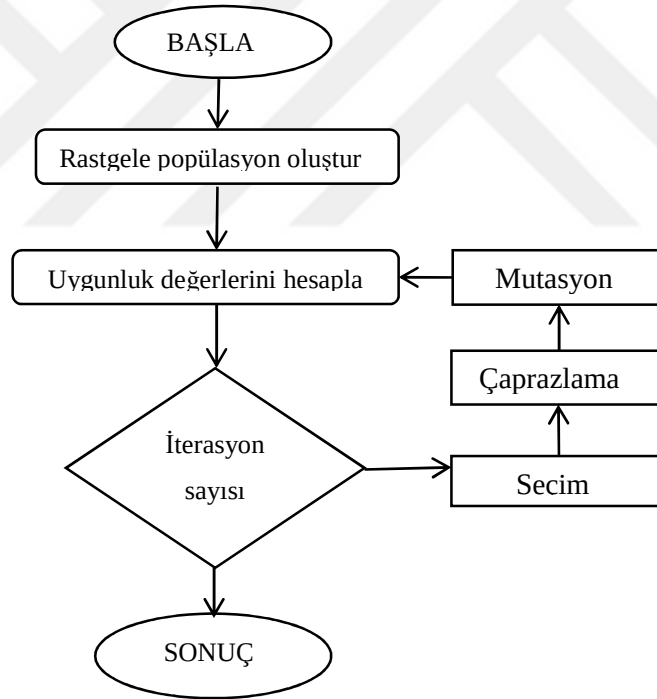
$$\begin{array}{ll} \alpha = 101\underline{10} \ 01011 & \alpha' = 101\underline{11} \ 11001 \\ \beta = 001\underline{11} \ 11001 & \beta' = 001\underline{10} \ 01011 \end{array}$$

Şekil 3.1. Tek Noktalı Çaprazlama

$$\begin{array}{ll} \alpha = 101\underline{10} \ 01011 & \alpha' = 101\underline{11} \ 11011 \\ \beta = 001\underline{11} \ 11001 & \beta' = 001\underline{10} \ 01001 \end{array}$$

Şekil 3.2. Çift Noktalı Çaprazlama

Mutasyon, Temeli var olan dizideki herhangi bir genin bir ya da birkaçının rastgele değiştirilerek yeni dizi oluşturulması ve popülasyonu çeşitlendirmektir. Değer değiştirme, kaydırma, yerleştirme ve karşılıklı değişim gibi temel mutasyon yöntemleri mevcuttur. Genetik eniyileme algoritma akış diyagramı aşağıda şekil 3.3 te verilmiştir.



Şekil 3.3. Genetik algoritma akış diyagramı

Genetik eniyilemede kullanılan operatör (seçilme, çaprazlama ve mutasyon) işlemleri sonsuz döngüye girerler. Bu süreci sonsuz döngüden çıkarmak için durdurma kriterine ihtiyaç vardır. Durdurma kriterleri aşağıda tablo 3.4' te verilmiştir.

Tablo 3.4. Genetik eniyilemede temel durdurma kriterleri

- Hesaplama zamanı durdurma kriteri
- Eniyileme hedefi durdurma kriteri
- Minimum iyileşme durdurma kriteri

1.Hesaplama zamanı durdurma kriteri, belirlenen iterasyonda algoritmanın durdurulmasıdır.

2.Eniyileme hedefi durdurma kriteri, Belirlenen amaç fonksiyonu değerine ulaşıldığında algoritmanın sona ermesidir.

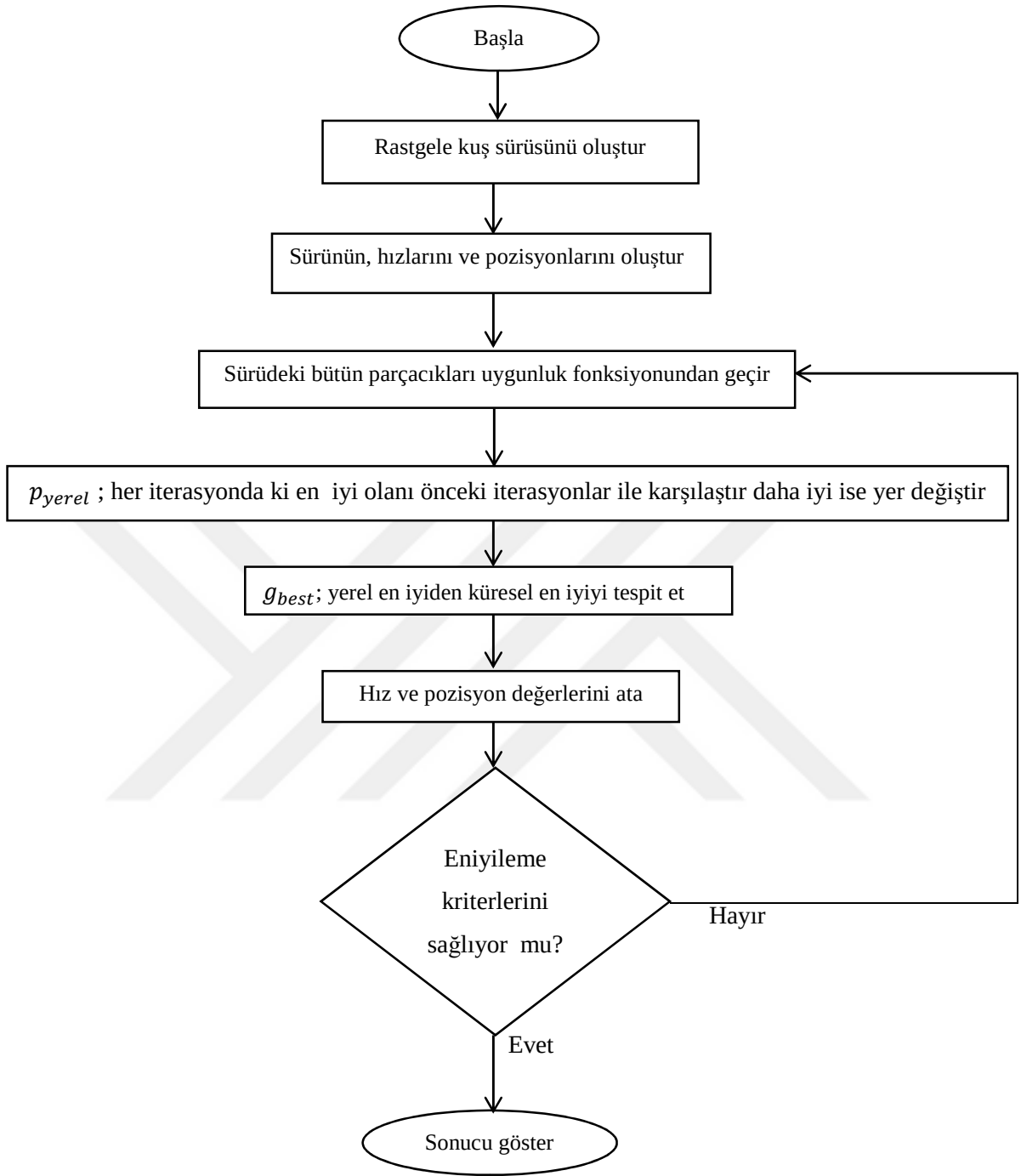
3.Minimum iyileşme durdurma kriteri, hesaplanan değerlerde iyileşmede görülen hız azaldıkça daha fazla bir iyileşmenin olmayacağını gösterebilir [28].

3.3.2. Parçacık Sürü Eniyileme

Parçacık Sürüsü Eniyileme (PSE); R.C.Eberhart ile J.Kennedy tarafından 1995 tarihinde kuş sürülerinin yapmış olduğu davranışları baz alarak popülasyon tabanlı geliştirilmiştir bir eniyileme yöntemidir [29].

Sezgisel eniyileme yöntemlerinden biri olan PSE temelinde doğal yaşamda yaşayan kuş sürülerinin yaşamsal ihtiyaçlarını karşılamak için birbirleri ve çevre ile olan davranışlarını model alan bir yöntemdir [30]. Doğal yaşamda sürü halinde yaşayan kuşlar genellikle gökyüzünde ‘V’ şeklinde uçarlar. En uçtaki kuş yani besini ilk gören, besine en yakın olan kuş lider kuştur. Kuşların kendi arasında kendilerine özgü kurdukları bir iletişim vardır. Bu iletişimle seçilen lider kuş değişkenlik gösterebilmektedir ve diğer kuşlar da her zaman lider kuşu takip ederek besin aramayı gerçekleştirmektedirler. Sürüdeki kuşların her biri bir parçacığa karşılık gelir ve her biri bir çözümdür. Her bir kuşun kendi konumu ise aranan fonksiyonun girişine karşılık gelmektedir. Özetle PSE, bir kuş sürüsünün rastgele davranışlarının simülasyonu ile oldukça motive edilir ve bireyin tüm çalışmaları aynı şekilde gerçekleştirilir. Her iterasyonda her bir sürü iki ana değeri günceller. İlki şuanadaki kişisel en iyi değeri olan P_{best} elde edilen en iyi uygunluk değeridir. Diğeri ise herhangi bir parçacık tarafından şimdiye kadar bulunan en iyi değer olan G_{best} değeri olarak bilinir [31].

PSE genel blok diyagramı Şekil 3.4’teki gibidir. Başlangıçta rastgele sürü oluşturularak konum ve hız değerleri atanır. Lider kuş belirlenir. Seçilen hıza göre kuşlar uçmakta ve her iterasyonda konumları güncellenmektedir. Hızın sabit olması durumu da olabilmektedir. Kuşların her konumu için fonksiyon değerlendirilerek lider kuş seçilir. Lider kuş her zaman çözüme en yakın kuşu temsil eder ve her güncellemede liderin temsil ettiği konumun eniyileme kriterlerini sağlayıp sağlamadığı kontrol edilir. Kriterleri sağlıyor ise algoritma sonlandırılır. Sağlanmıyor ise sağlanana kadar kuşlar arama uzayında hareket etmeye devam etmektedir [32].



Şekil 3.4. PSE'nin kuş sürüsü benzetimi genel blok diyagramı

N parçacıklı D boyutlu PSE matrisi denklem (3.1)'de ki gibidir.

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1D} \\ P_{21} & P_{22} & \ddots & P_{2D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{N1} & P_{N2} & \cdots & P_{ND} \end{bmatrix}_{N \times D} \quad (3.1)$$

Yukarıdaki P matrisinde i . parçacık $P = [P_{i1} \ P_{i2} \ \dots \ P_{iD}]$ dir. $\dot{I}$. Parçacığın önceki iteasyonlardaki yerel en iyi değerini veren konumu $p_{yerel_i} = [p_{yerel_{i1}}, p_{yerel_{i2}}, \dots, p_{yerel_{iD}}]$ 'dir. g_{best} ise iterasyonlar da bütün parçacıklar için tektir ve $g_{best} = [p_{gb1}, p_{gb2}, \dots, p_{gbD}]$ şeklinde ifade edilir. i . parçacığın sahip olduğu hızı $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$ 'şeklindedir. En iyi iki değer tespit edilerek parçacığın hız ve konum değerleri güncellenir. Bu güncelleme aşağıda verilen denklem 3.2 ve 3.3 ile gerçekleştirilir.

Parçacığın hız ve konum denklemleri aşağıdaki gibidir.

$$v_i^{k+1} = v_i^k + c_1 r_1^k (p_{yerel_i}^k - p_i^k) + c_2 r_2^k (g_{best}^k - p_i^k) \quad (3.2)$$

$$p_i^{k+1} = p_i^k + v_i^{k+1} \quad (3.3)$$

c_1 = Parçacığın kendi tecrübelerine göre hareket etmesine dayanır ve bilişsel öğrenme sabitidir. Parçacığın kendi yerel en iyi p_{yerel} konumuna doğru çeken hızlanma terim sabitidir.

c_2 = Sürüdeki diğer parçacıkların tecrübelerine dayanır ve sosyal öğrenme sabitidir. Sürünün en uygununa g_{best} doğru çeken hızlanma terim sabitidir. (global hızlanma kat sayısı)

Bu c_1 ve c_2 değerlerinin düşük seçilmesi parçacıkların hedefe ulaşmadan bu bölgeden uzak noktalarda gezmelerine olanak sağlar. Hedefe ulaşma süresi gecikebilir. Değerlerin yüksek seçilmesinde ise hedefe daha çabuk ulaşılmasını sağlarken beklenmedik hareketler göstermesine ve hedef bölgenin atlanmasına sebep olabilir.

r_1 ve r_2 , [0-1] arasında rastgele sayılardır.

k , iterasyon sayısı

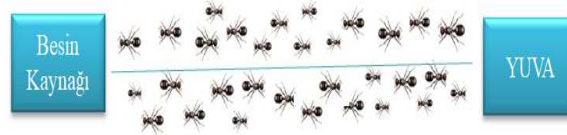
PSE' de amaç parçacıkları olabilecek en iyi optimum noktalara taşımaktır. Bunun için o ana kadar bir parçacığın kendisinin en iyi pozisyonu (p_{best}) ile sürünün en iyi pozisyonunu (g_{best}) referans alır [33,34].

3.3.3. Karınca Koloni Eniyileme

Karıncalar görme yeteneği olmayan ve doğada koloni halinde gezen canlılardır. Görme özellikleri olmamasına rağmen kendi aralarında iş paylaşımı yapabilmekte, en yakın besin kaynağını bulabilmekte ve karşılaştıkları sorunların üstesinden gelerek yeni çözümler üretebilmektedirler. Ayrıca yuvaları ile besin arasındaki en kısa yolu bulabilen karıncalar doğal yaşamdan kaynaklı her hangi bir engel durumu meydana gelirse yine yeni en iyi yolu tespit edebilmektedirler. Yapılan araştırmalara göre görme yetenekleri olmamasına rağmen engel durumunda yeni en iyi yolu bulabilmelerini kendi aralarındaki kimyasal haberleşme ile

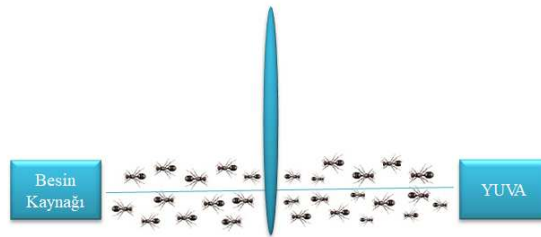
sağladıkları anlaşılmıştır. Kimyasal haberleşmeyi bacaklarından salgıladıkları kokusuz ve zamanla uçma özelliğine sahip feromon hormonu ile gerçekleştirmektedirler. Feromon hormonu uçma özelliğinden dolayı zamanla buharlaşarak yok olmaktadır. Feromon hormonu ile haberleşme karıncaların besin kaynağına yakınlığı ve besinin kalitesine paralel olarak salgılama miktarları ile gerçekleşmektedir. Karıncalar yol seçerken salgılanan feromon hormonu miktarını baz alarak seçmektedir. Eğer her yol için eşit miktarda feromon hormonu mevcut ise rastgele seçim yapmaktadırlar. Rastgele seçim yapma sebebi farklı bir yola yoğunlaşmadan daha kısa sürede en iyi yolu bulabilmeleridir. Besin yakın ve kaliteli ise daha fazla salgılanan feromon hormonundan diğer karıncalarda rahatlıkla besine ulaşabilmektedir. Ne kadar çok karınca aynı yolu seçerse o kadar çok feromon hormonu birikecek ve en iyi yol olduğu diğer karıncalar tarafından da anlaşılacaktır. Besin azaldıkça da zamanla tercih edilmeyeceğinden ve dolayısıyla feromon hormonu buharlaşacağından yeni en iyi yollara yöneleceklerdir. Bu eniyileme yönteminde bütün karıncaların hızlarının ve salgıladıkları kimyasal hormonun eşit olduğu kabul edilmektedir [35-40]. Feromon hormonunu güncelleme süreci yeni feromon hormonu değerini belirlemek için tüm aday çözümlerin katkılarını bir düşüş katsayısı ile birleştiren benzersiz bir denklem ile tanımlanmaktadır.

Şekil 3.5'te karıncaların engel olmayan düz yolda karıncaların hareketleri görünmektedir. Ayrıca feromon hormonu salgılayarak diğer karıncalara yol göstermektedirler [32].



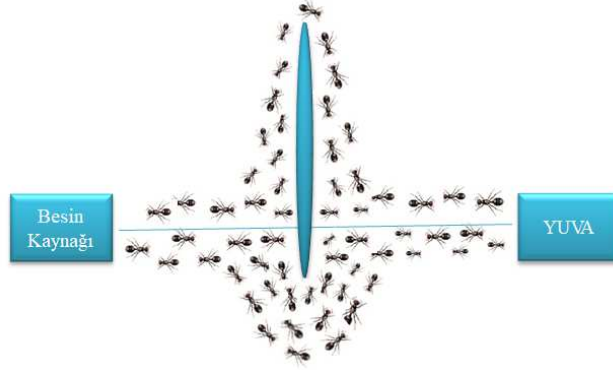
Şekil 3.5. Karıncaların engelsiz yolda yuva ile yiyecek arasındaki hareketleri

Şekil 3.6'da karıncaların takip ettiği yola engel koyulması durumu görülmektedir. Karıncalar engelle karşılaştığında yeni en iyi yolu bulmaya çalışacaktır.



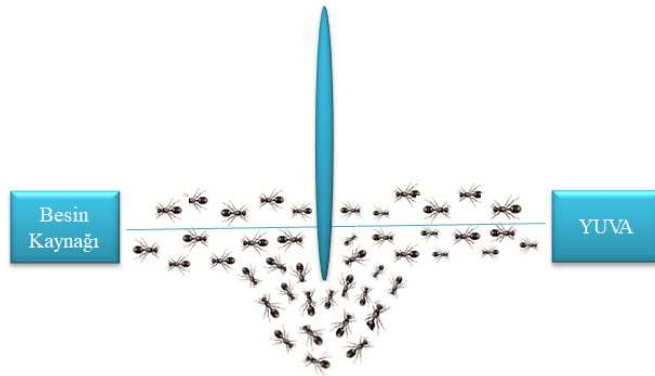
Şekil 3.6. Karıncaların bulduğu en iyi yola engel bırakıldığı durum

Şekil 3.7’de karıncaların salgılanan kimyasal olmaksızın rastgele yol seçme davranışlarının modellenmesi görülmektedir.



Şekil 3.7. Karıncaların engelli yolda yuva ile yiyecek arasında feromonsuz iki yönden birine rastgele yönelmeleri

Şekil 3.8’de ise görme özelliği olmayan karıncaların en yakın besini bulmak için salgıladıkları feromon hormonuna göre en iyi yolu buldukları modelleme verilmiştir.



Şekil 3.8. Karıncaların cisim koyulduktan sonra buldukları en iyi yol

KKE’de gerçek karınca kolonilerinin yerine yapay karınca kolonileri, eniyileme için modellenmektedir. Yapay karıncalar, gerçek karıncalardan daha farklı özelliklere sahiptir. Özellikleri tablo 3.5’te gösterilmiştir.

Tablo 3.5. Yapay karıncalar ile gerçek karıncalar arasındaki farklar

YAPAY KARINCALAR	GERÇEK KARINCALAR
• Belirli bir hafızaya sahiptirler. Problemi çözerken oluşturdukları bilgileri hafızada tutabilirler • Kör değillerdir. Problemle ilgili detaylara ulaşabilirler • Ayrık zamanlı bir ortamda yaşamaktadırlar • Yapay karıncalar feromon hormonunu yol üzerinden geçerken salgılamazlar, geçtikten sonra salgılarlar • Hedefleri fonksiyonu minimum ya da maksimum yapmaktır	• Hafıza yoktur • Görme yetenekleri yoktur yani körlerdir • Sürekli zamanlı bir ortamda yaşamaktadırlar • Gerçek karıncalar feromon hormonunu yol üzerinden geçerken salgılarlar • Hedefleri minimum yolu yani en iyi yolu bulmaktır

KKE’de yapay karıncalar yol boyunca seçecekleri yolu i noktasından j noktasına iki şekilde geçebilmektedir. Birincisi yollardaki feromon hormonu miktarının maksimum olmasına göre turun tamamlanmasıdır. İkincisi ise yollarda salgılanmış bulunan feromon hormonuna göre oluşturulan olasılık dağılımlarına göre yolun seçilmesidir. Birinci kurala göre feromon hormonu miktarının maksimum olmasına göre yapay karıncaların bulunduğu i noktasından, u tane noktalardan hangisine gideceğini belirleyen formül aşağıda denklem 3.4’ te gösterilmiştir [32, 40].

$$j = \max_{u \in j_k(i)} \{[\tau(i, u)]^\alpha \times [\eta(i, u)]^\beta\} \quad \text{eğer } q \leq q_0 \quad (3.4)$$

$\tau(i, u)$ (i, u) hattındaki feromon izleridir.

$\eta(i, u) = 1/\delta(i, u)$ i noktasından u noktasına uzaklığın tersidir.

$j_k(i)$ k karıncasının henüz uğramadığı şehirlerdir.

β ($\beta > 0$) Feromon hormonunun güncellenmesinde, uzaklığın görelî önemliliğini gösterir.

q_0 ($0 \leq q_0 \leq 1$) Çözüm uzayını araştırmadaki görelî önemliliği gösterir.

$q \geq q_0$ Bu durumda ikinci geçiş kuralı uygulanır.

İkinci kurala göre karıncaların gideceği noktaya seçim değeri hesaplanarak karar verilir. Salgılanan feromon hormonu miktarı arttıkça seçilme olasılığı da paralelinde artış gösterecektir. Denklem 3.5’te gideceği bir diğer noktayı seçme olasılığı verilmiştir.

$$p_k(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau(i, j)]^\alpha \times [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{u \in j_k(i)} [\tau(i, u)]^\alpha \times [\eta(i, u)]^\beta} & \text{eğer } j \in j_k(i) \\ 0 & \text{Diğer durumlarda} \end{cases} \quad (3.5)$$

$p_k(i, j)$ i düğümünden j düğümüne geçme olasılığı

$\tau(i, j)$ i ve j düğümleri arasında ki feromon hormonu miktarı

$\eta(i, j)$ i ve j düğümleri arasındaki sezgisel değer

α feromon hormonu katsayısı

β sezgisel katsayı

$j_k(i)$ k karıncasının henüz uğramadığı şehirlerdir.

j düğümler kümesi

Karıncaların bir noktadan diğerine geçmesinde iki önemli parametre mevcuttur. Bunlar α ve β parametresidir. β parametresi sezgisel parametredir. Eğer bu parametre sıfır alınır ise karıca sezgisel olarak seçim yapmayacak feromon hormonu miktarına göre seçim yapacaktır. α parametresi de salgılanmış feromon hormonu miktarı parametresidir. Bu parametrenin sıfır alınması durumunda ise feromon hormonu miktarına göre yol seçemeyecek en yakın noktaya yönelecektir. Buda karıncaların hep aynı noktaya yönelmesine neden olacaktır. Yani α değerinin yüksek olması feromon hormonunun en çok olduğu noktanın seçilerek en kestirme yolu bulması demektir. β değerinin yüksek olması ise tesadüfiliğin artması demektir.

Feromon hormonu güncellemsi iki şekilde yapılmaktadır. Bunlardan birisi Lokal feromon hormonu güncellemesidir. Diğeri ise Global feromon hormonu güncellemesidir.

Lokal feromon hormonu güncellemesi:

Karıncaların bir noktadan diğerine geçmeleri sırasında bir miktar feromon hormonu salgılanmakla birlikte buharlaşması durumu da gerçekleşmektedir. Bu değerlere denklem 3.6 ve 3.7 de verilen formüllerle ulaşılmaktadır.

$$t_{ij}(t+1) = \rho \times t_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta t_{ij}^k(t+1) \quad (3.6)$$

$t_{ij}(t)$ t iterasyonuna kadar biriken feromon düzeyi. (Başlangıçtaki feromon hormonu miktarı.)

$\rho, (0 \leq \rho \leq 1)$ Feromon hormonunun buharlaşma parametresi.

$$\Delta t_{ij}^k(t+1) = \begin{cases} 1/L^k(t+1) & k \text{ karıncası } (i, j) \text{ yolunu kullanmışsa} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (3.7)$$

$\Delta t_{ij}^k(t+1)$ t iterasyonundaki feromon düzeyi. (Değişik KKA farklı farklı hesaplanmaktadır.)
 $L^k(t+1)$ k. Karıncaya ait turun toplam uzunluğudur.

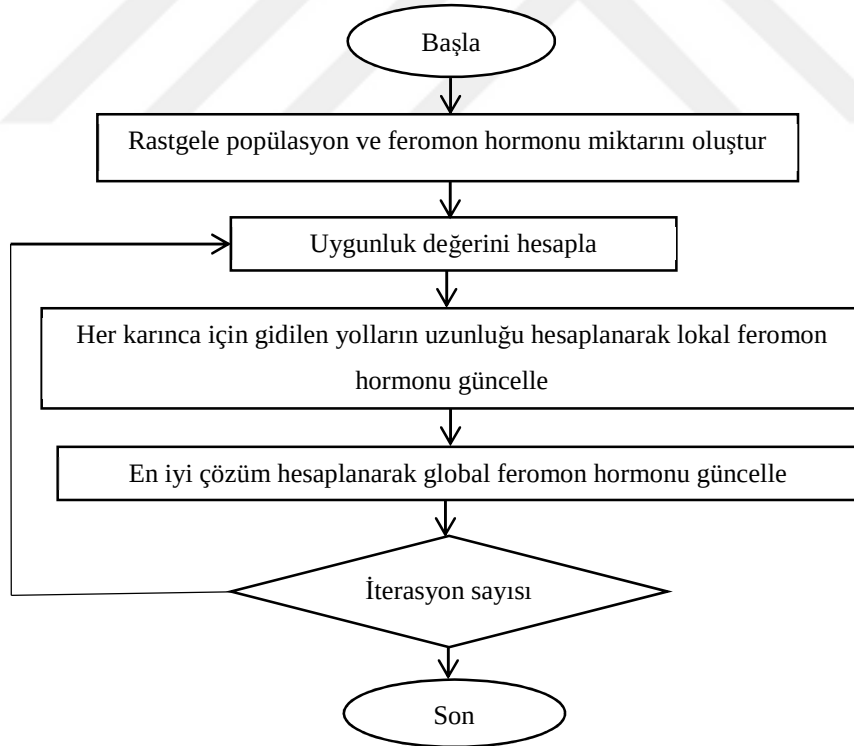
Global feromon hormonu güncellemesi:

KKE’de yapay karıncaların turları bittikten sonra global feromon hormonu güncellemesi yapılır. Aynı ayrı her bir karıncanın aldığı toplam yola bakılarak en kısa yolu tercih eden karınca tespit edilir. Tespit edilen karınca için salgıladığı feromon hormonu miktarı denklem 3.8 ve 3.9 daki gibi arttırılmaktadır.

$$t_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \times t_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta t_{ij}^k(t+1) \quad (3.8)$$

$$\Delta t_{ij}(t+1) = \begin{cases} 1/L_{best}(t+1) & (i,j) \text{ en iyi tura ait ise} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (3.9)$$

$L_{best}(t+1)$, yapılan iterasyonlar sonucu bulunan en iyi tamamlanmış yolun uzunluğudur. KKE’nin akış diyagramı aşağıda şekil 3.9’da gösterildiği gibidir.



Şekil 3.9. Karınca koloni benzetimine göre genel blok diyagramı

3.3.4. Uygunluk Fonksiyonu

Makine öğrenmesinde kontrolü yapılan sistemin doğruluğunu teyit etmek için bir amaç fonksiyonuna ya da başka bir ifade ile uygunluk fonksiyonuna ihtiyaç vardır. Çeşitli uygunluk fonksiyonları mevcut olmakla birlikte bu tez çalışmasında karesel hata ortalaması (KHO) amaç fonksiyonu olarak seçilmiştir. Bu çalışmada en iyi amaç fonksiyonu değerlendirmesi yapılmadan KHO tercih edildiği için eniyileme yapılırken sinüsoidal referansta eniyilemeler gerçekleştirilmiş ve KHO değişim grafikleri incelenmiştir. Denklem 3.10'de KHO verilmiştir. Makine öğrenmesinde KHO sistem performansını ölçer daima pozitifdir ve ne kadar sıfır a yakın ise o kadar performansı iyi olduğu anlamına gelir.

$$KHO = \frac{1}{x} \sum_{j=1}^x e_j^2 \quad (3.10)$$

Hata ortalama (HO), bir makine öğrenmesinde hata sistem çıkışı ile tahmin edilen değer arasındaki farkı ifade eder. Bu hataların ortalaması tekrar döngüsü başına hataların ortalama değeridir. Denklem 3.11'de HO verilmiştir.

$$HO = \frac{1}{x} \sum_{j=1}^x e_j \quad (3.11)$$

Yüzde hata ortalaması (YHO), makine öğrenmesinde hatanın yüzde ortalamasıdır. Denklem 3.12'de YHO verilmiştir.

$$YHO = \frac{100}{x} \sum_{j=1}^x \frac{e_j}{A_j} \quad (3.12)$$

Mutlak hata ortalama (MHO), sürekli iki değişken arasındaki farka karşılık gelir. Denklem 3.13'te MHO verilmiştir.

$$MHO = \frac{1}{x} \sum_{j=1}^x |e_j| \quad (3.13)$$

Karesel hata ortalaması kökü (KHOK), karesel hata ortalaması değerinin köke alınmasına karşılık gelmektedir. Denklem 3.14'de ve 3.15'te KHOK verilmiştir.

$$KHOK = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^x e_j^2}{x}} \quad (3.14)$$

$$KHOK = \sqrt{KHO} \quad (3.15)$$

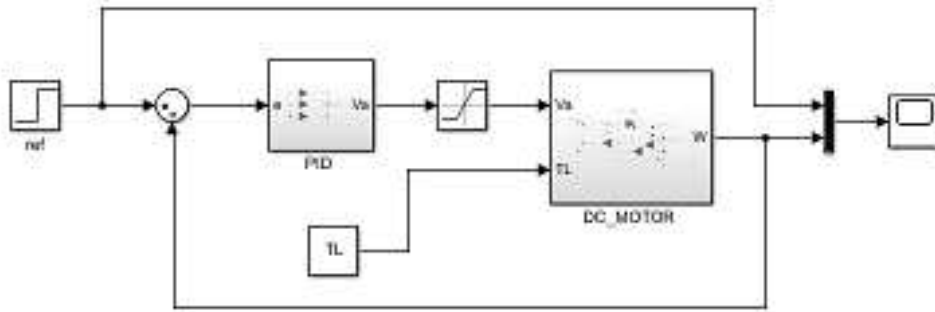
4. BULGULAR

4.1. Sistemin Simulasyon Sonuçları

PI kontrolör ile kontrol edilen doğru akım (DC) motorun simülasyonu MATLAB/Simulink programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Simülasyonda kullanılan motor parametreleri Tablo 4.1 de verilmiştir. Eniyileme yapılarak PI parametreleri bulunan motorların her biri kendi nominal gerilim değeri ile sınırlandırılmıştır. Buna bağlı olarak simülasyonda motora nominal gerilimden daha yüksek bir değer uygulanamayacağı için Şekil 4.1’de görüldüğü gibi kontrolör çıkışında nominal gerilim değerinde sınırlandırıcı kullanılmıştır.

Tablo 4.1. Motor1, Motor2 ve Motor3 parametre değerleri

	Motor 1	Motor 2	Motor 3
Ra (ohm)	11.8	2.518	11.2
La (H)	0.2	0.028	0.1215
J (kg/m ²)	0.0086	0.003	0.02215
B (N/(m/sn))	0.000574	0.0005	0.002953
K (Nm/A)	0.949	0.0924	1.28
Va (V)	220	240	240
Td (Nm) – TL (Nm)	1.58		-
N (dev/dak) = rmp	2000	1750	1500
W nominal (rad/s)	209.4	183,25	157.08
W max (rad/s) (%15 eksigi)	180	154	130
W orta (yarısı)	90	77	65
Wmin (%3 ü)	5.4	4.62	3.90

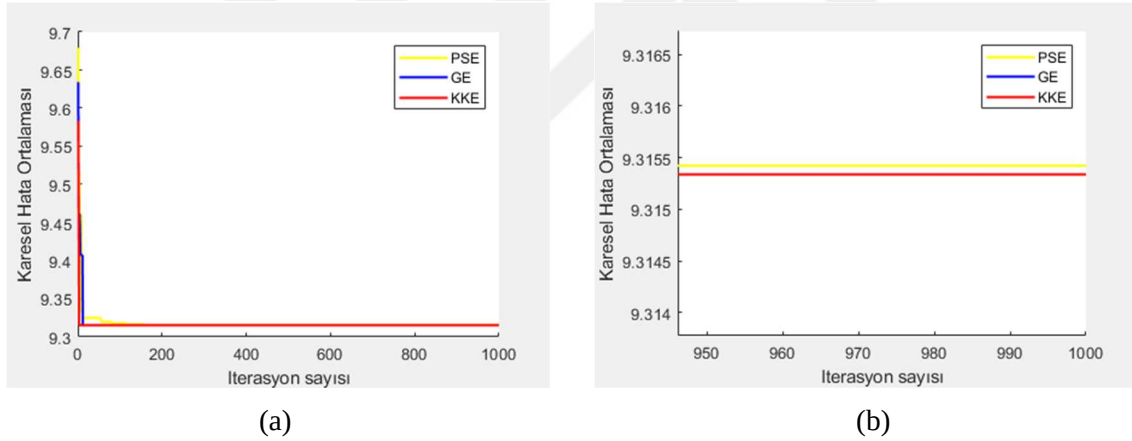


Şekil 4.1. PID Kontrollü DC Motor MATLAB/Simulink diyagramı

Eniyileme yöntemlerinin görece daha küçük veri aralığı için başarımını araştırmak amacıyla kontrolör parametreleri farklı değer aralıkları için sınırlandırılarak eniyilemeler

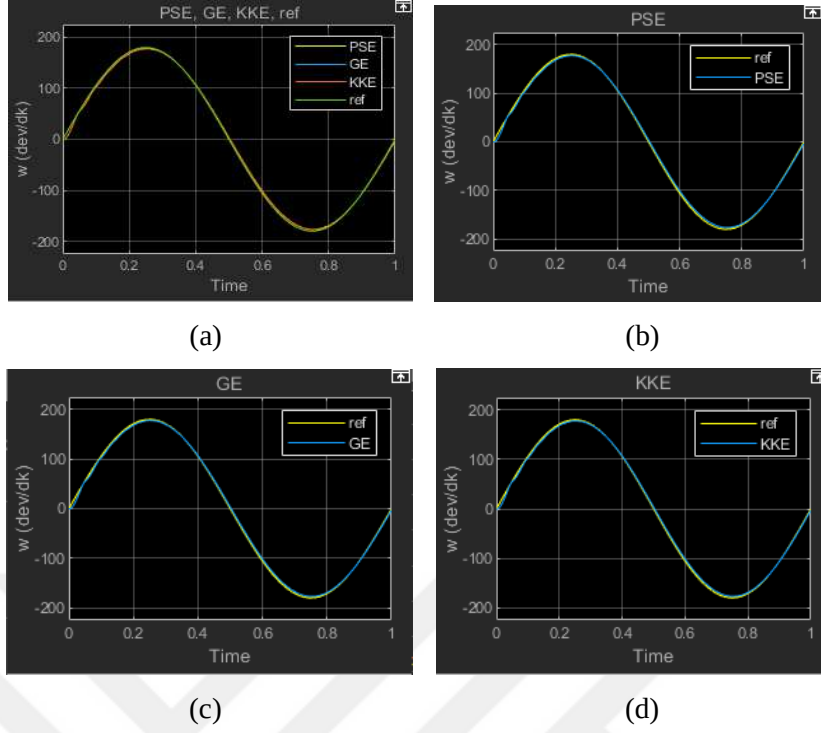
gerçekleştirilmiştir. Bu amaca yönelik olarak motor1, motor2 ve motor3 için farklı üst sınırların farklı iterasyonlarında simülasyonlar gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.2’de motor1 için 1000 iterasyonda üst sınırı; oransal kazanç (K_p) ve integral kazanç (K_i) için (50, 50) alınarak, PI ile kontrol edilen DC motorunun sinüsoidal referansı eniyilemesi (SRE) sırasında karesel hata ortalamasının (KHO) değişimi görülmektedir. Kazanç değerlerinin pozitif değerler alması gerektiğinden tüm çalışmalarda alt sınırlar her parametre için sıfır olarak alınmıştır.

Şekil 4.2’de Parçacık Sürü Eniyileme (PSE) ile elde edilen PI kontrolör için KHO düşüş hızları karşılaştırıldığında Genetik Eniyilme (GE) ve Karınca Koloni eniyilemesinden (KKE) az düştüğü görülmüştür. Şekil 4.2.a da verilen genel görünümünden düştüğü son değerlerin görülmesi güç olduğu için Şekil 4.2.b de yaklaştırılmış görüntü verilmiştir. Burada her bir eniyileme algoritmasında PI kontrolör parametreleri aynı üst sınırı ve aynı alt sınırı için 1000 iterasyon da eniyilemeleri gerçekleştirilmiştir. Yaklaşık aynı performansı gösteren eniyileme algoritmaları 1000 iterasyonluk öğrenme sonucunda KHO’yu yaklaşık aynı değere kadar indirmesine rağmen GE’de ve KKE’de KHO’su hızlı azalarak daha az iterasyonda optimum parametre değerlerine ulaşılmıştır.



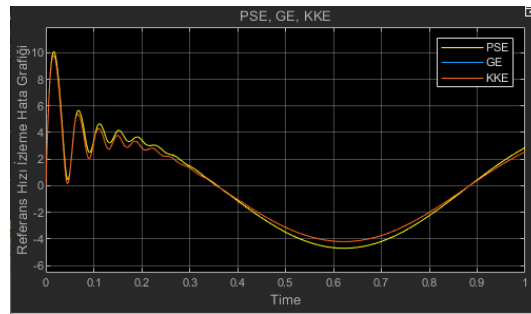
Şekil 4.2. DC motor1 için 1000 iterasyonda üst sınırı $K_p=50$ ve $K_i=50$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO’nun değişimi, **a)** Genel görünüm, **b)** Yaklaştırılmış görünüm

Üst sınırı (50, 50) olan PI kontrolörün 1000 iterasyonluk SRE sonucunda DC motor1’in kontrol performansları Şekil 4.3’te verilmiştir. Simülasyon sonuçlarına göre şekil 4.2’de verilen KHO’nun kullanılan eniyileme algoritmaları için birbirlerine yakın olmalarına benzer şekilde yaklaşık aynı derecede başarımlı göstermişlerdir. Şekil 4.3.a da PSE, GE ve KKE için sistemin SRE çıkış grafikleri üst üste verilmiştir. Şekil 4.3.b de PSE için Şekil 4.3.c de GE için Şekil 4.3.d de ise KKE için eniyileme grafikleri ayrı ayrı verilmiştir.



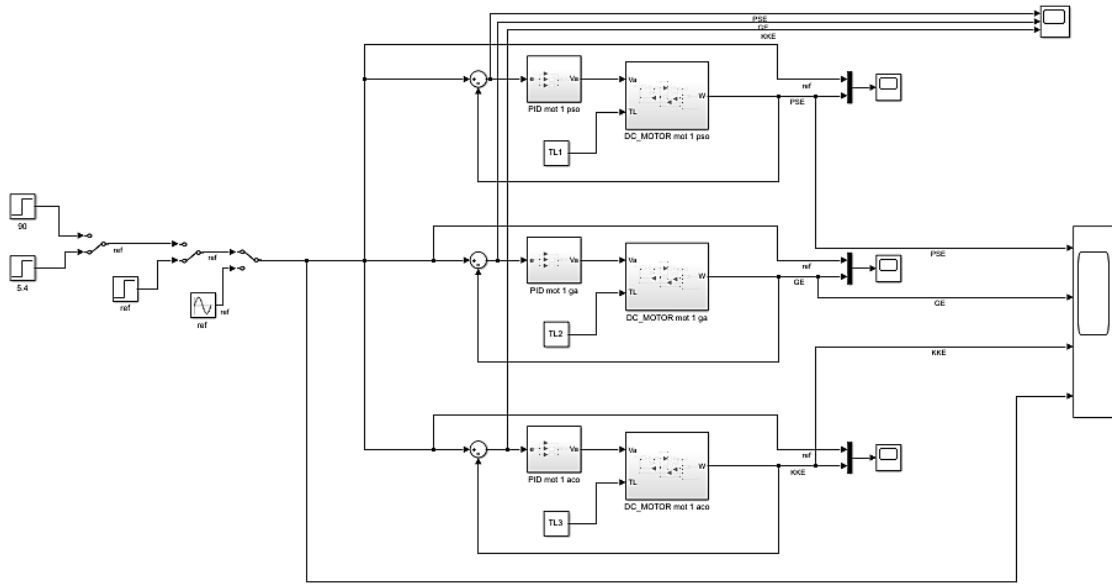
Şekil 4.3. DC motor1 de sinüsoidal hız referansı için sistem çıkışı, a)PSE, GE ve KKE, b) PSE, c) GE, d)KKE için performansları

Referans izleme grafiklerinden küçük farklılıkların görülmesi zor olduğu için Şekil 4.4'te referans hızı izleme hata grafiği verilmiştir. Bin iterasyonluk eniyileme sonucunda aynı referans girişi yaklaştırma hataları farklı eniyileme algoritmaları ile oluşturulan PI kontrolörün PSE dışında birbirinin aynısı olduğu ve PSE den daha düşük olduğu görülmektedir. Anlık hata olarak bakıldığında eniyileme yöntemleri arasında en iyi sıralama farklılaşmakla birlikte genel olarak ve KHO açısından PSE algoritmasının başarımının daha kötü olduğu değerlendirilebilir.



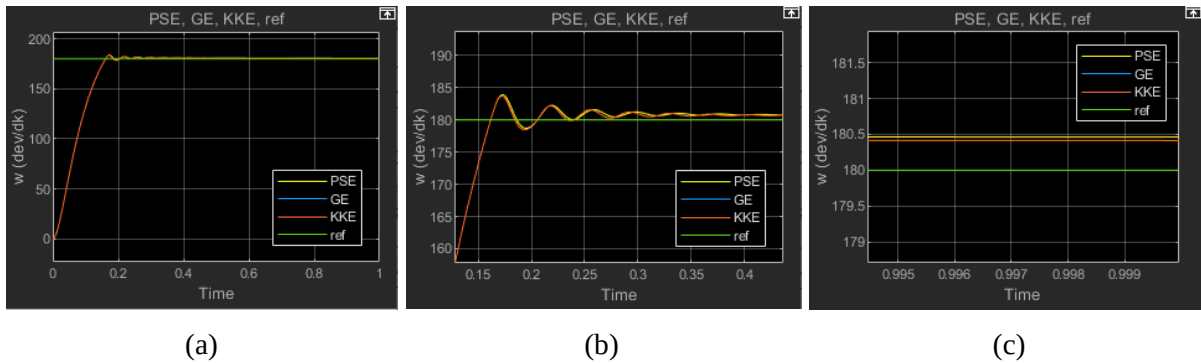
Şekil 4.4. Referans hız girişi ile motor1 gerçek hızı arasındaki hataların değişimi

Şekil 4.5'te aynı üst ve alt sınır da aynı zamanda aynı iterasyonda eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametreleri kayıt edilen motorun, basamak hız referans genellemesinin karşılaştırılmasının yapılabilmesi için kullanılan MATLAB/Simulink blok diyagramı verilmiştir.



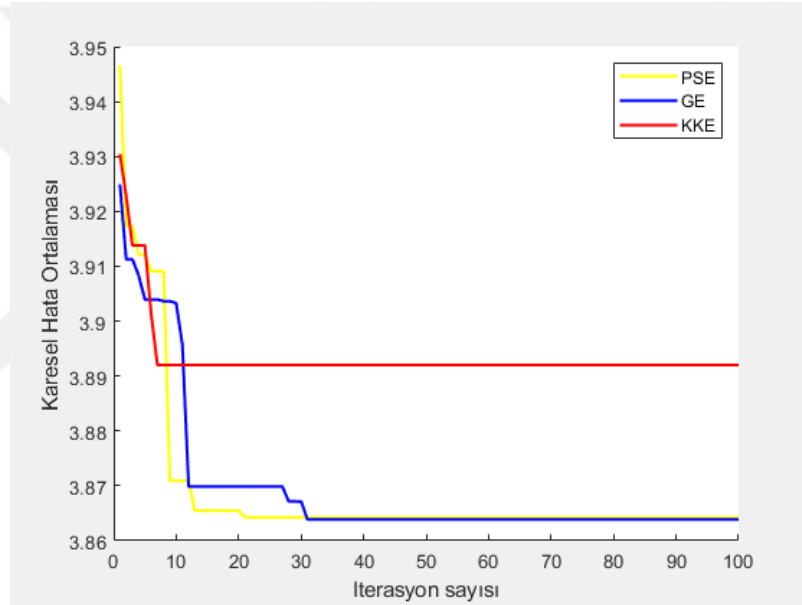
Şekil 4.5. DC motorların basamak hız referansta PSE, GE ve KKE için çıkış hız grafiklerinin karşılaştırmalı elde edilmesi için kullanılan MATLAB/Simulink diyagramı

Şekil 4.6'da üst sınır (50, 50) ve alt sınır (0, 0) alınarak 1000 iterasyonluk eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametreleri kaydedilen motor1 in, basamak hız referans genellemesi karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.6.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.6.b'de geçici durum ve Şekil 4.6.c'de sürekli durum için yaklaşılmış görünümü verilmiştir. KHO'su son değerinin düşük ve birbirinin aynı olduğu GE ve KKE ile eniyileme yapılan PI kontrolör, genellemede yine aynı başarıyı göstererek en iyi performansa sahip kontrolör olmuştur. PSE ile eniyileme yapılan PI kontrolör ise genelleme performansı en kötü olan kontrolör olmuştur.



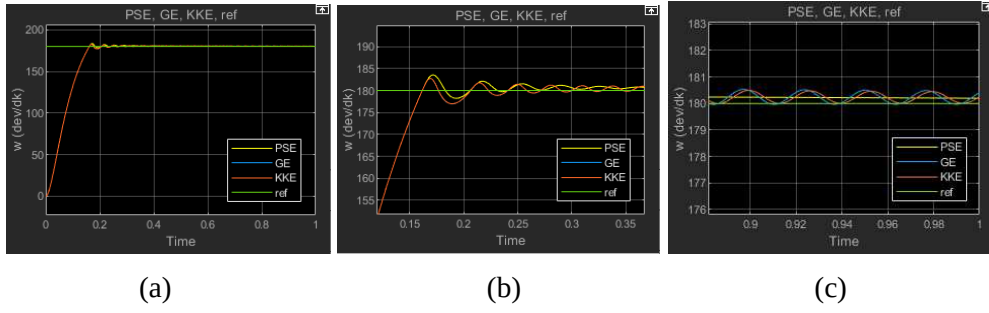
Şekil 4.6. Motor1 de üst sınırı (50, 50) için 1000 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, **a)** Genel görünüm, **b)** Geçici durum yaklaşılmış görünümü, **c)** Sürekli durum yaklaşılmış görünümü

Şekil 4.7’de motor1 için 100 iterasyonda üst sınırı (100, 100) olan PI ile kontrol edilen DC motorunun SRE sırasında KHO düşüşü görülmektedir. Burada her bir eniyileme algoritmasında PI kontrolör parametreleri aynı üst sınırı ve aynı alt sınırı için 100 iterasyon da eniyilemeleri gerçekleştirilmiştir. Eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametre değerleri saklanarak, motor1 in nominal hız değeri basamak referans olacak şekilde uygulanarak genelleme performansı incelenmiştir. Şekil 4.7’de görüldüğü gibi KKE ile yapılan PI kontrolörün KHO değeri diğer eniyilemelere göre daha büyük bir değerde kalmıştır. Diğer iki eniyileme algoritmaları ile yapılan PI kontrolörün KHO da ulaştığı değer ise birbirlerine çok yakındır. PSE’nin GE’ye göre KHO daha hızlı azalmış ve daha az iterasyonda optimum parametre değerlerine ulaşmıştır. Ancak sonuç olarak GE daha küçük KHO değerine ulaşmıştır.



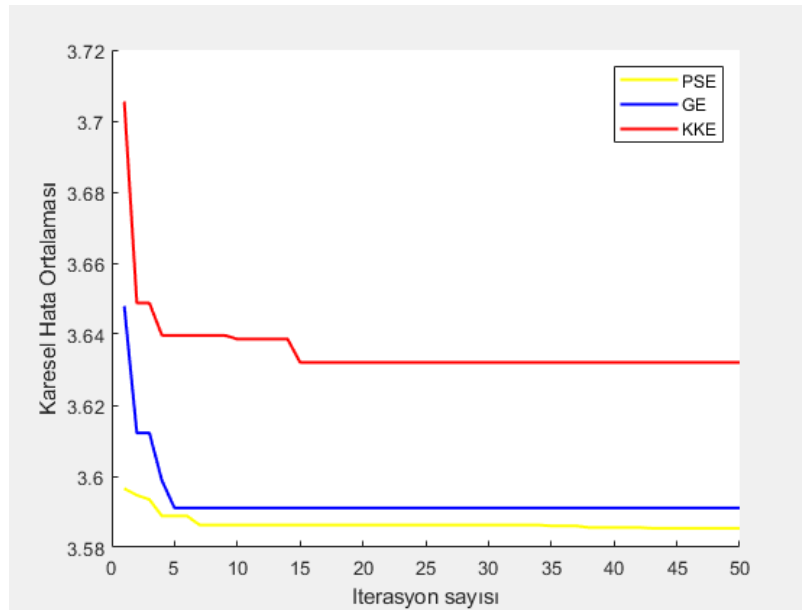
Şekil 4.7. DC motor1 için 100 iterasyonda üst sınırı $K_p=100$, $K_i=100$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO değişimi

Şekil 4.8’de üst sınır (100, 100) ve alt sınır (0, 0) alınarak 100 iterasyonluk eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametreleri kaydedilen motor1 in, basamak hız referans genellemesi karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.8.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.8.b’de geçici durum ve Şekil 4.8.c’de sürekli durum için yaklaştırılmış görünümü verilmiştir. Eniyileme aralığı üst sınırı arttırıldığında yapılan denemelerde KHO’yu en aza indirerek gerçekleşen eniyilemelerde integral kazanç parametresinin arttığı görülmüştür. Buna karşılık integral kazancının motorun çıkış hızında aşmaya neden olduğu bilinmektedir. Bu nedenle genelleme performansında integral kazancın atmasına bağlı olarak dalgalanmanın oluştuğu görülmüştür.



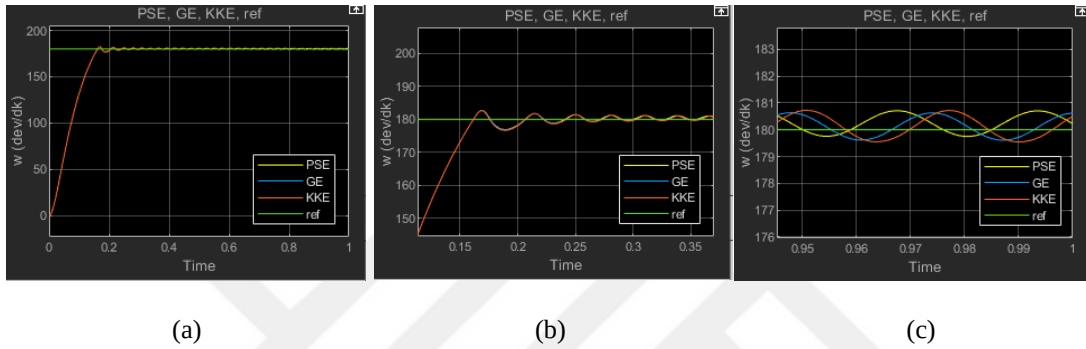
Şekil 4.8. Motor1 de üst sınırı $K_p=100$ ve $K_i=100$ için 100 iterasyonda SRE yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, **a)** Genel görünüm, **b)** Geçici durum yaklaşılmış görünümü, **c)** Sürekli durum yaklaşılmış görünümü

Şekil 4.9’da motor1 için 50 iterasyonda üst sınırı (200, 200) olan PI ile kontrol edilen DC motoru SRE sırasında KHO’nun düşüşü görülmektedir. Eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametre değerleri saklanarak motor1 in nominal hız değeri basamak referans olacak şekilde uygulanarak genelleme performansı incelenmiştir. Şekil 4.9’da görüldüğü gibi KKE ile eniyileme yapılan PI kontrolörünün KHO da ulaştığı değer diğer eniyilemelere göre daha büyük bir değerde kalmıştır. Diğer iki eniyileme algoritmaları ile yapılan PI kontrolörünün KHO da ulaştıkları değer ise birbirlerine çok yakındır. Optimum parametre değerlerine PSE, GE den daha yüksek iterasyonda ulaşmıştır.



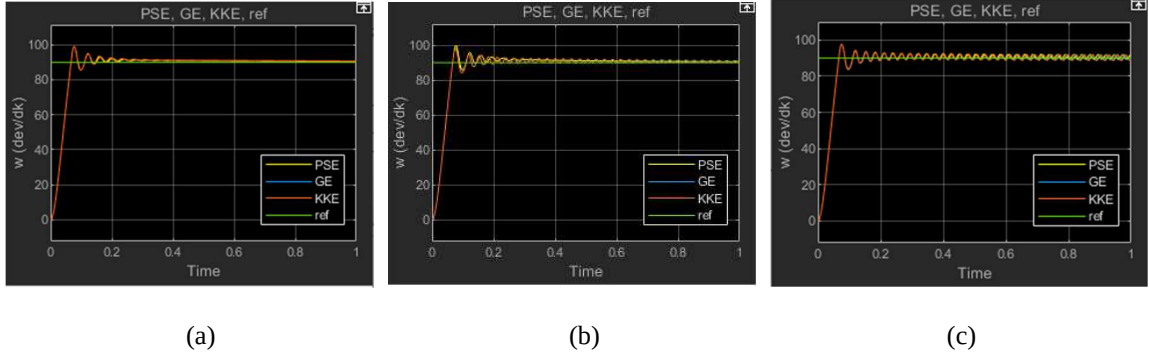
Şekil 4.9. DC motor1 için 50 iterasyonda üst sınırı $K_p=200$ ve $K_i=200$ olan PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO değişimi

Şekil 4.10'da SRE'de üst sınır (200, 200) ve alt sınır (0, 0) için 50 iterasyon sonunda elde edilen PI kontrolör parametreleri kayıt edilen motor1'in, basamak hız referans genellemesi karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.10.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.10.b'de geçici durum ve Şekil 4.10.c'de sürekli durum için yaklaştırılmış görünümü verilmiştir. Üst sınırın artmasına bağlı olarak artan integral kazancından dolayı çıkışın dalgalandığı görülmektedir. Şekil 4.10.c'de sürekli durumda integral kazancının büyüklüğü ile dalgalanma doğru orantılı olarak değiştiği görülmektedir. Dalgalanmanın en fazla%1'lik bant içerisinde kaldığı hesaplanmıştır.

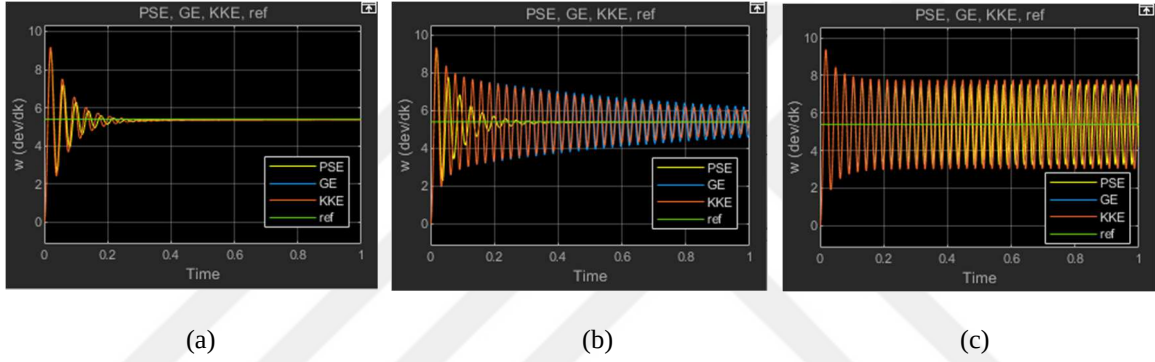


Şekil 4.10. Motor1 de üst sınırı $K_p=200$ ve $K_i=200$ için 50 iterasyonda SRE yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, **a)** Genel görünüm, **b)** Geçici durum yaklaştırılmış görünümü, **c)** Sürekli durum yaklaştırılmış görünümü

Şekil 5.11'de SRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı basamak referans olacak şekilde genelleme performansı verilmiştir. Şekil 4.11.a üst sınır (50, 50) için 1000 iterasyonda, Şekil 4.11.b de üst sınır (100, 100) için 100 iterasyonda, Şekil 4.11.c de ise üst sınır (200, 200) için 50 iterasyonda SRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı basamak referans olacak şekilde genelleme performans grafikleri ayrı ayrı verilmiştir. Şekil 4.12'de ise aynı üst sınırların aynı iterasyonları için SRE sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü basamak referans olan genelleme performansı verilmiştir. Şekil 4.12.a.b.c. sırasıyla (50,50) 1000 iterasyon, (100,100) 100 iterasyon ve (200,200) 50 iterasyon için genelleme performanslarıdır. Basamak referans giriş değeri düşürüldükçe genelleme performansı çıkış grafiğinde istenmeyen bir durum olan aşma ve dalgalanma meydana getirmektedir. Genelleme performansında eniyileme yapılmaksızın sistem girişine verilen basamak hız referansı eniyilemede verilen giriş değerinden düşürüldükçe kötüleştiği gözlemlenmiştir. Aynı zamanda sinüsoidal referansta artan üst sınırla paralel olarak aşma ve dalgalanmanın daha çok arttığı Şekil 4.11.c ve Şekil 4.12.c de görülmektedir. Bu durumu iyileştirmek için de sonraki çalışmalarda maksimum aşma miktarının, yerleşme zamanının sınırlayıcı etki olarak kullanılması gibi çoklu eniyileme yöntemleri kullanılabilir.



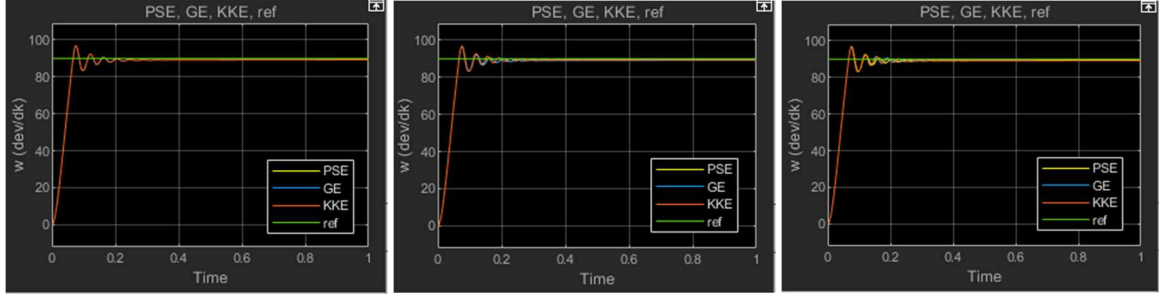
Şekil 4.11. Motor1 için SRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı basamak referans olacak şekilde genelleme performansı, **a)** üst sınırı (50, 50) 1000 iter için, **b)** üst sınırı (100, 100) 100 iter için, **c)** üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları



Şekil 4.12. Motor1 için SRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü basamak referans olacak şekilde genelleme performansı, **a)** üst sınırı (50, 50) 1000 iter için, **b)** üst sınırı (100, 100) 100 iter için, **c)** üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları

Şekil 4.13'te basamak referansı eniyileme (BRE) ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı basamak referans olacak şekilde genelleme performansı verilmiştir. Şekil 4.13.a üst sınır (50, 50) için 1000 iterasyonda, Şekil 4.13.b de üst sınır (100, 100) için 100 iterasyonda, Şekil 4.13.c de ise üst sınır (200, 200) için 50 iterasyonda BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı basamak referans olacak şekilde genelleme performans grafikleri verilmiştir. Şekil 4.14'te ise aynı üst sınırların aynı iterasyonları için BRE sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü basamak referans olan genelleme performansı verilmiştir. Şekil 4.14.a.b.c. sırasıyla (50,50) 1000 iterasyon, (100,100) 100 iterasyon ve (200,200) 50 iterasyon için genelleme performansları verilmiştir. Basamak referans ile eniyileme sürecinin sonunda genelleme performansının eniyilemede kullanılan referans değerinden uzaklaştıkça kötüleştiği gözlemlenmiştir. BRE ile elde edilen PI kontrolörün genelleme performansı SRE ile elde edilen PI kontrolörün genelleme performansı ile karşılaştırıldığı zaman sinüsoidal referans kullanılarak yapılan eniyileme için

gerçekleştirilen genelleme başarımının basamak referansı ile eniyilemeden kötü bir genellemeye sahip olduğu açıkça tespit edilmiştir. Bununla birlikte her iki girişli eniyileme den sonra motorun çalışma hızı azaldıkça dalgalanmalarında arttığı görülmektedir.

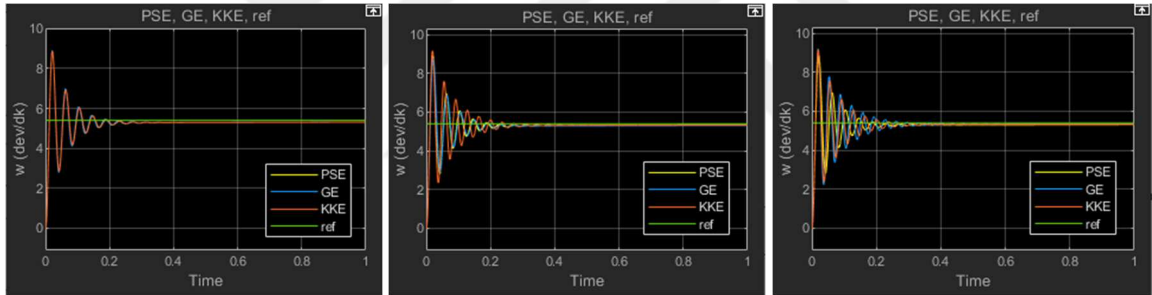


(a)

(b)

(c)

Şekil 4.13. Motor1 için BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı basamak referans olacak şekilde genelleme performansı, **a)** üst sınırı (50, 50) 1000 iter için **b)** üst sınırı (100, 100) 100 iter için, **c)** üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları



(a)

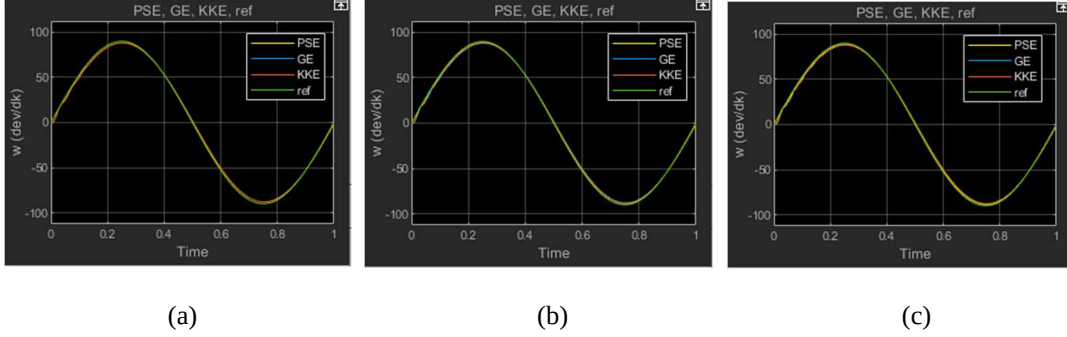
(b)

(c)

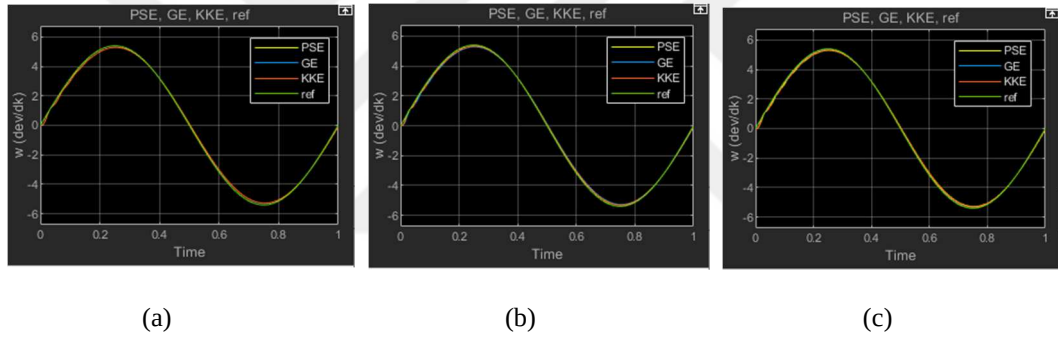
Şekil 4.14. Motor1 için BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü basamak referans olacak şekilde genelleme performansı, a) üst sınırı (50, 50) 1000 iter için, b) üst sınırı (100, 100) 100 iter için c) üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları

Şekil 4.15'te BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı sinüsoidal referans olacak şekilde genelleme performansı verilmiştir. Şekil 4.15.a üst sınır (50, 50) için 1000 iterasyonda, Şekil 4.15.b de üst sınır (100, 100) için 100 iterasyonda, Şekil 4.15.c de ise üst sınır (200, 200) için 50 iterasyonda BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısı sinüsoidal referans olacak şekilde genelleme performans grafikleri verilmiştir. Şekil 4.16'da ise aynı üst sınırların aynı iterasyonları için BRE sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü sinüsoidal referans olan genelleme performansı verilmiştir. Şekil 4.16.a.b.c. sırasıyla (50,50) 1000 iterasyon, (100,100) 100 iterasyon ve (200,200) 50 iterasyon için genelleme performansları verilmiştir. Basamak giriş ile optimize

edilen PI kontrolörün motorun çalışma hızının azalması ve artan üst sınırla birlikte referans hız izleme başarımı daha iyi olduğu görülmektedir.

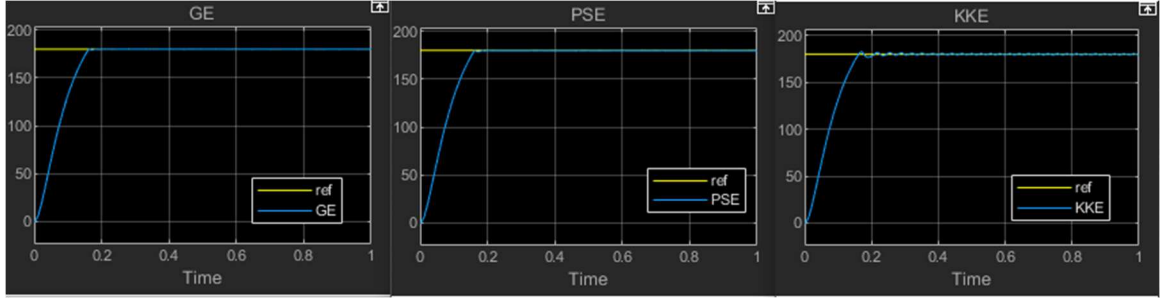


Şekil 4.15. Motor1 için BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin yarısinusoidal referans olacak şekilde genelleme performansı, **a)** üst sınırı (50, 50) 1000 iter için **b)** üst sınırı (100, 100) 100 iter için, **c)** üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları



Şekil 4.16. Motor1 için BRE ile elde edilen PI kontrolörün eniyileme sürecinde kullanılan referans değerinin %3'ü sinusoidal referans olacak şekilde genelleme performansı, **a)** üst sınırı (50, 50) 1000 iter için, **b)** üst sınırı (100, 100) 100 iter için **c)** üst sınırı (200, 200) 50 iter için genelleme performansları

Şekil 4.17 de Üst sınırı (1000, 1000,1000) için 1000 iterasyonda SRE ile elde edilen PID kontrolörün basamak referans hız girişini genelleme performansı PSE, GE ve KKE için verilmiştir. Artan üst sınır ile integral kazanç parametresi artarak dalgalanmalar oluşturması beklenirken türevsel kazanç parametresinin aşmayı azalttığı görülmektedir. Bir başka ifadeyle PI kontrolöre göre PID kontrolör daha iyi performans göstermiştir. Eniyilemeler birbirleri ile karşılaştırıldığında en iyi performansı GE gösterirken en kötü performans KKE'ye aittir.



Şekil 4.17. Motor1 de üst sınırı (1000, 1000,1000) için 1000 iterasyonda SRE ile elde edilen PID kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı

Tablo 4.2 de farklı üst sınırlarda farklı iterasyonlar için üç farklı eniyileme algoritmaları ile elde edilen PI parametrelerinin eniyileme sonunda KHO'nun aldığı son değerler verilmiştir. Tüm eniyileme yöntemleri, üst sınırı 50 olan eniyileme için iterasyon ne kadar yüksek olsa da daha yüksek üst sınırlarda daha düşük iterasyonlarda daha iyi performans gerçekleştirmişlerdir. Tabloda görüldüğü gibi karesel hata ortalamasının ulaştığı son değer açısından bakıldığında en iyi performansın üst sınırların ve dolayısı ile kontrolör parametrelerinin alabileceği değerlerin sayısının fazla olduğu (200, 200) aralığında gerçekleşmiştir. İterasyon sayılarının performansa etkisine bakıldığında ise çok etkin bir değişimin olmadığı anlaşılmaktadır.

Tablo 4.2. DC motor1 in sinüsoidal hız referans kontrolünde PID kontrolörlerin toplam karesel hatanın ortalamasını ulaştığı son değerler

Üst Sınır			İterasyon	PSE	GE	KKE
K_p	K_i	K_d				
50	50	0	1000	9.3154	9.3153	9.3153
50	50	0	100	9.3513	9.3153	9.3340
50	50	0	50	9.4629	9.3153	9.3401
100	100	0	100	3.8643	3.8639	3.8920
100	100	0	50	3.8648	3.8674	3.8808
200	200	0	100	3.5851	3.5850	3.5854
200	200	0	50	3.5854	3.5911	3.6321
1000	1000	1000	1000	1.3686	1.3801	3.7279

Tablo 4.3'te Motor1 in farklı üst sınırlarının farklı iterasyonu için SRE ile elde edilen PID kontrolör parametre değerleri verilmiştir. Daha dar sınır değerleri aralığında eniyileme yöntemlerinin benzer kontrolör parametrelerini bulduğu buna karşın sınır değerleri genişlediğinde ise parametre değerlerinin yöntemler arasında farklılaştığı söylenebilir.

Tablo 4.3. Motor1 için SRE sonucunda elde edilen PID parametreleri

	K_p	K_i	K_d
Üst sınır (50,50,0) 1000 iter			
PSE	44.4595	44.4595	0
GE	50	50	0
KKE	50	50	0
Üst sınır (100,100,0) 100 iter			
PSE	54.4835	98.2842	0
GE	100	100	0
KKE	98.98991	100	0
Üst sınır (200,200,0) 50 iter			
PSE	105.0913	100.1238	0
GE	104.865	200	0
KKE	113.1317	195.9596	0
Üst sınır (1000,1000,1000) 1000 iter			
PSE	556.3786	0	1.1367
GE	548.8428	680.0719	1.2800
KKE	90.91	989.899	0.001

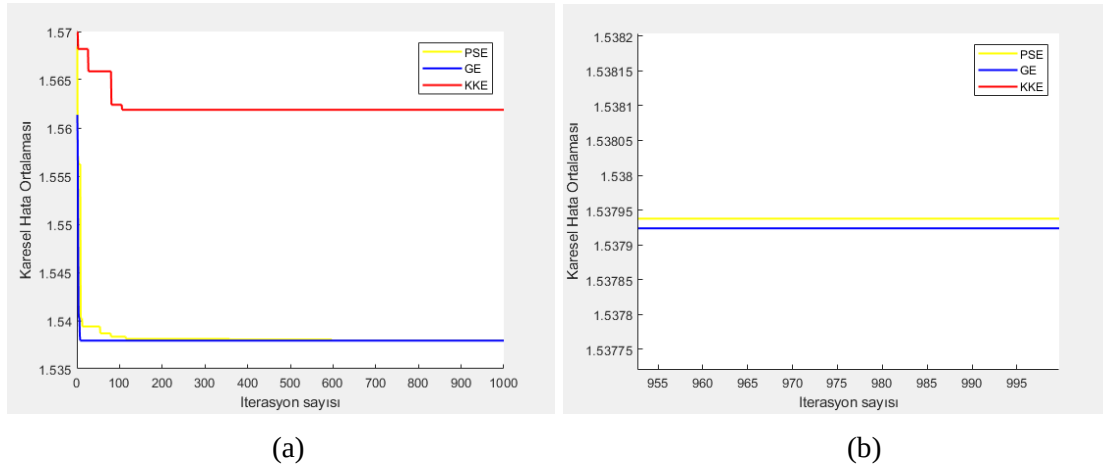
İterasyon sayısının artmasına rağmen KHO'su değişmediğinden dolayı ortalama 5 iterasyonluk eniyileme ile elde edilen sonuçlar tablo 4.4'te verilmiştir. Tablodan parametre aralığı arttıkça KHO'nun anlamlı bir azalma gösterdiği anlaşılmaktadır.

Tablo 4.4. Farklı sınır değerleri için 5 iterasyonda Motor1, Motor2 ve Motor3 için KHO değerleri

Üst Sınırlar			Motor1	Motor2	Motor3
K_p	K_i	K_d			
1	1	0	5034	2000	3751
5	5	0	574	124	621
10	10	0	169.3	32	197
20	20	0	47.38	8	96.23
30	30	0	22.55	3.8	25.78
40	40	0	13.72	2.2	14.91
50	50	0	9.43	1.5	10.07
60	60	0	7.26	1.2	7.25
70	70	0	5.83	1.09	5.42
80	80	0	4.89	1.09	4.37
90	90	0	4.32	1.09	3.5
100	100	0	3.90	1.09	2.93
200	200	0	3.60	1.04	1.198

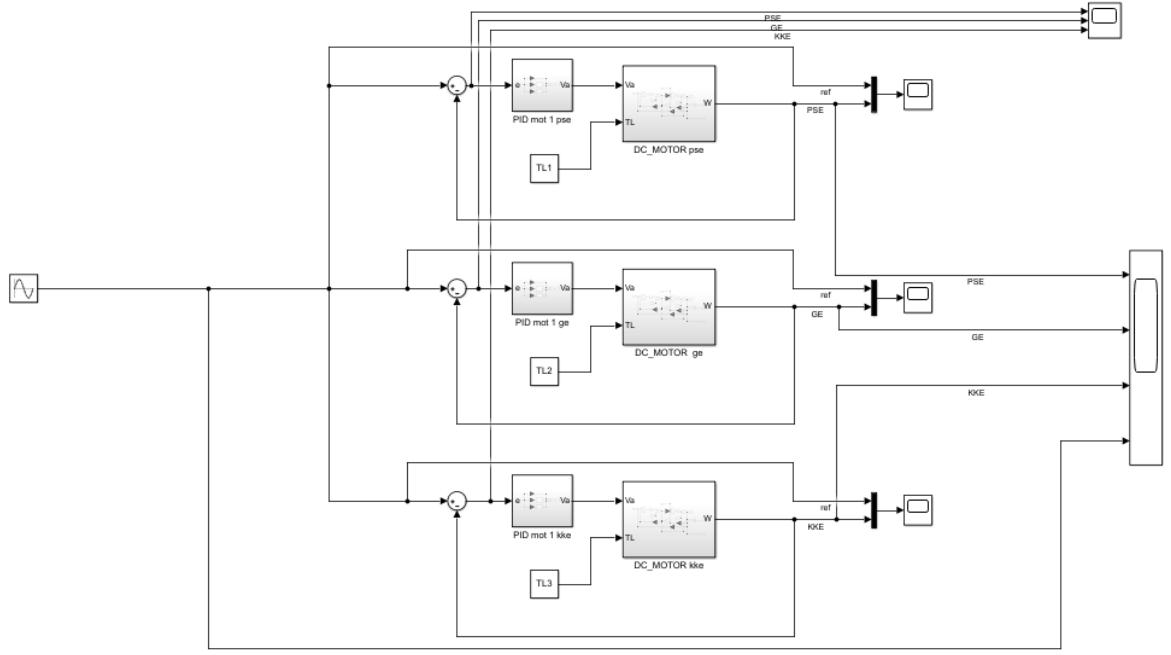
300	300	0	3.41	0.96	1.16
400	400	0	3.24	0.88	1.13
500	500	0	3.06	0.79	1.10
600	600	0	2.92	0.75	1.07
700	700	0	2.85	0.71	1.04
800	800	0	2.74	0.70	1.01
900	900	0	2.70	0.69	0.97
1.000	1.000	0	2.66	0.69	0.94
3.000	3.000	0	2.68	0.70	0.72
5.000	5.000	0	2.66	0.70	0.72
10.000	10.000	0	2.82	9.43	0.72

Şekil 4.18’de motor2 için 1000 iterasyonda üst sınırı (50, 50) olan PI ile kontrol edilen DC motorunun SRE sırasında KHO değişimi görülmektedir. Şekil 4.18.a da verilen genel görünümünden düştüğü son değerlerin görülmesi güç olduğu için Şekil 4.18.b de yaklaştırılmış görüntü verilmiştir. KKE ile elde edilen PI kontrolörün KHO değeri Şekil 4.18’de görüldüğü gibi diğer eniyilemelere göre daha büyük bir değerde kalmıştır. Diğer iki eniyileme algoritmaları ile yapılan PI kontrolörün KHO da ulaştığı değerler ise birbirlerine çok yakındır. GE’de KHO’nun PSE’ye göre daha hızlı azaldığı ve daha az iterasyonda optimum parametre değerlerine ulaştığı görülmektedir.



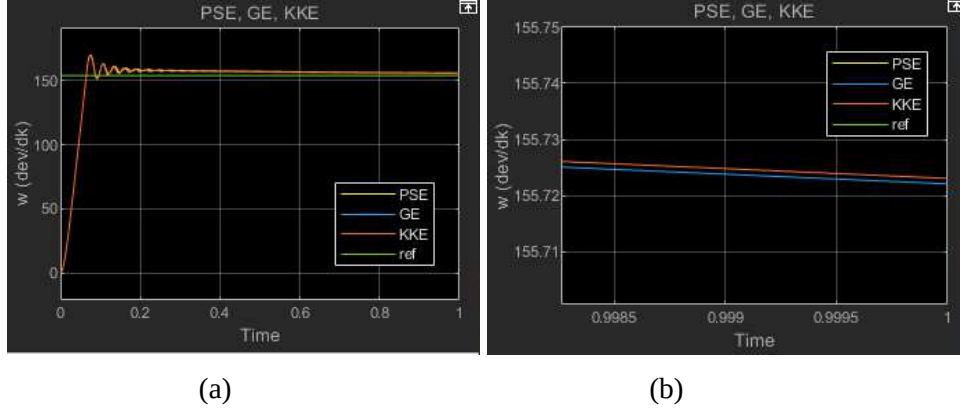
Şekil 4.18. DC motor2 için 1000 iterasyonda üst sınırı $K_p=50$ ve $K_i=50$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO’nun değişimi, **a)** Genel görünüm, **b)** Yaklaştırılmış görünüm

Şekil 4.19’da aynı üst ve alt sınır da aynı zamanda aynı iterasyonda eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametreleri kayıt edilen motorun, sinüsoidal hız referans genellemesinin karşılaştırılmasının yapılabilmesi için kullanılan MATLAB/Simulink blok diyagramı verilmiştir.



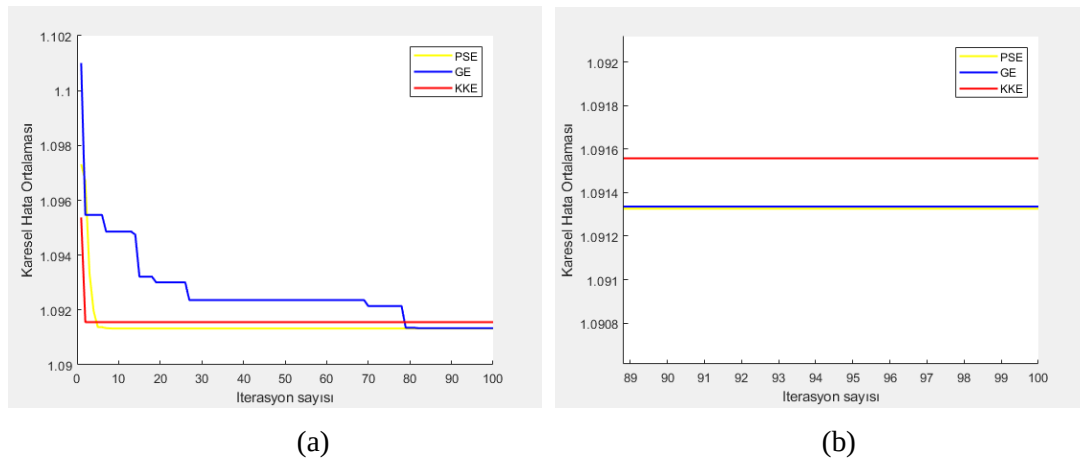
Şekil 4.19. DC motorların sinüsoidal hız referansa PSE, GE ve KKE için çıkış hız grafiklerinin karşılaştırmalı elde edilmesi için kullanılan MATLAB/Simulink diyagramı

SRE sonunda PSE, GE ve KKE için ayrı ayrı kayıt edilen PI kontrolör parametre değerleri, motor2 nin nominal hız değeri basamak referans olacak şekilde uygulanarak genelleme performansı Şekil 4.20'de karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.20.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.20.b'de referans 154 için motor çıkışın yaklaşılmış görünümü için yaklaşılmış görünümü verilmiştir. Kontrol performansı ile aynı başarıyı gösteren genelleme performansı KHO'nun düştüğü son değer açısından aynı başarıya sırasına sahip değildir. GE ile elde edilen PI kontrolör aynı başarıyı göstererek genelleme performansında yine en iyi başarıya sahip eniyileme iken buna karşın KHO'nun düştüğü son değer açısından en kötü başarıyı gösteren KKE ile elde edilen PI kontrolör genelleme performansında ikinci en iyi başarıyı göstermiştir. PSE ile elde edilen PI kontrolör ise genelleme performansında en kötü başarıyı göstermiştir.



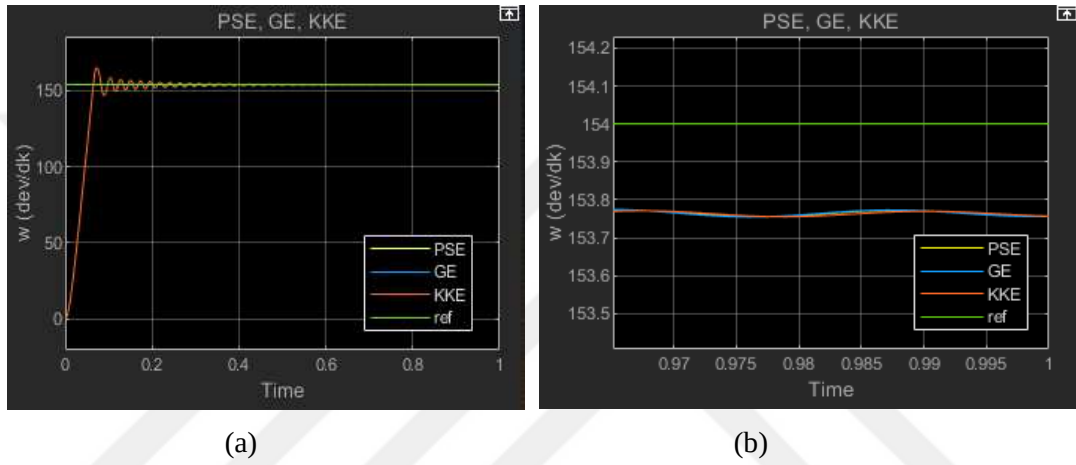
Şekil 4.20. Motor2 de üst sınırı (50, 50) için 1000 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, **a)** Genel görünüm, **b)** referans 154 için motor çıkışın yaklaştırılmış görünümü

DC motor2 için üst sınırı (100, 100) olan ve 100 iterasyonda PSE, GE ve KKE ile elde edilen PI kontrolör için KHO değişimi Şekil 4.21’de verilmiştir. Burada her bir eniyileme algoritmasında PI kontrolör parametreleri aynı üst sınırı ve aynı alt sınırı için 100 iterasyon da eniyilemeleri gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.21.a da verilen genel görünümünden düştüğü son değerlerin görülmesi güç olduğu için Şekil 4.21.b de yaklaştırılmış görüntü verilmiştir. Yaklaşık aynı performansı gösteren eniyileme algoritmaları 100 iterasyonluk öğrenme sonucunda KHO’yu yaklaşık aynı değere kadar indirmesine rağmen KKE daha az iterasyonda, GE ise daha yüksek iterasyonda optimum parametre değerine ulaşmıştır. Aynı zamanda düşük iterasyonla optimum parametre değerine ulaşan PSE’nin en düşük KHO değerine sahip eniyileme olduğu da görülmüştür.



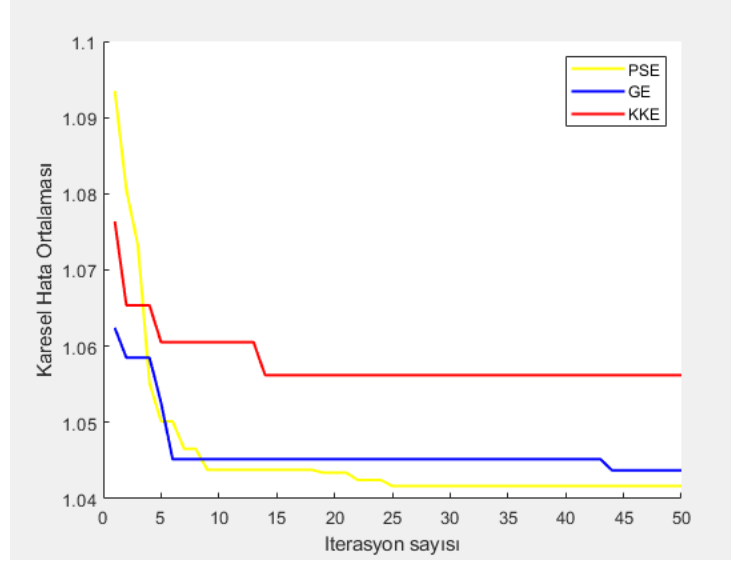
Şekil 4.21. DC motor2 için 100 iterasyonda üst sınırı $K_p=100$ ve $K_i=100$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO’nun değişimi, **a)** Genel görünüm, **b)** Yaklaştırılmış görünüm

Şekil 4.22'te üst sınır (100, 100) ve alt sınır (0, 0) alınarak 100 iterasyonluk eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametreleri kaydedilen motor2 nin, basamak hız referans genellemesi karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.22.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.22.b'de ise sürekli durum da referans 154 için motor çıkışın yaklaştırılmış görünümü verilmiştir. Eniyileme aralığı üst sınır değeri artırıldıkça yapılan uygulamalarda KHO'yu en aza indirerek gerçekleştiren eniyilemlerde aşmaya neden olan integral kazanç parametresinin artarak genelleme performansında dalgalanmalar meydana getirdiği görülmektedir.



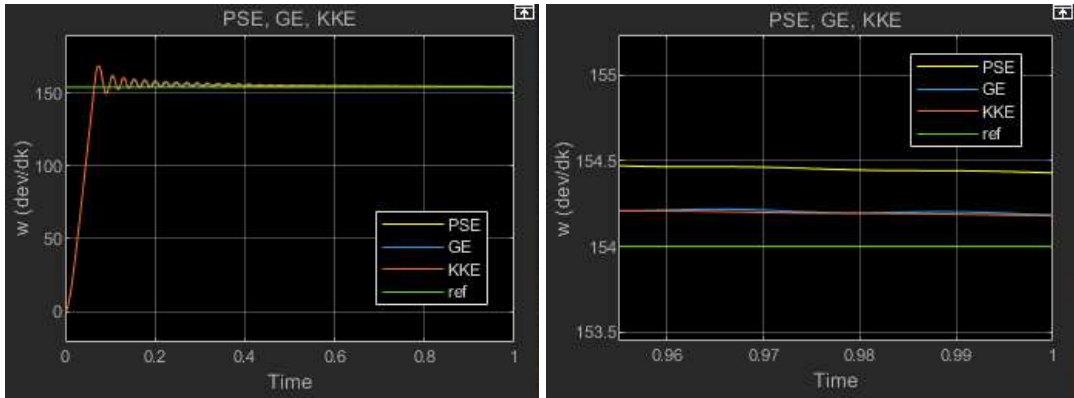
Şekil 4.22. Motor2 de üst sınırı $K_p=100$ ve $K_i=100$ için 100 iterasyonda SRE yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, **a)** Genel görünüm, **b)** referans 154 için motor çıkışın yaklaştırılmış görünümü

Motor2 için 50 iterasyonda üst sınırı (200, 200) olan PI ile kontrol edilen DC motorunun SRE sırasında KHO değişimi Şekil 4.23'te verilmiştir. Burada her bir eniyileme algoritması için PI kontrolör parametreleri aynı üst sınırı ve aynı alt sınırı için 50 iterasyon da eniyilemeleri gerçekleştirilmiştir. KKE ile yapılan PI kontrolörün KHO değeri Şekil 4.23'te görüldüğü gibi diğer eniyilemelere göre daha büyük bir değerde kalmıştır. PSE ve GE ile yapılan PI kontrolörün KHO da ulaştığı değer ise birbirlerine çok yakın olmakla birlikte PSE'nin GE'ye göre KHO değeri daha hızlı azalmış ve daha az iterasyonda optimum parametre değerlerine ulaşmıştır.



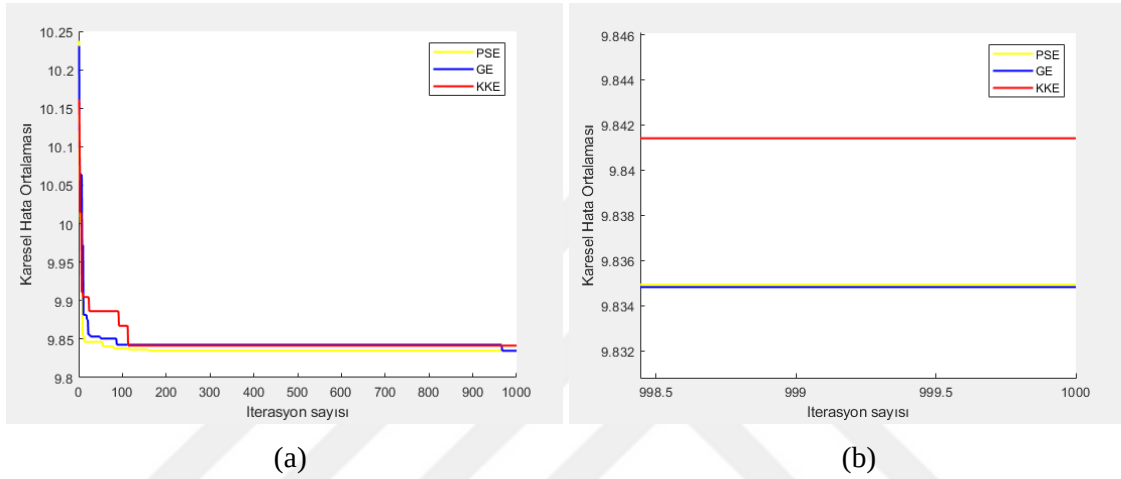
Şekil 4.23. DC motor2 için 50 iterasyonda üst sınırı $K_p=200$, $K_i=200$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO değişimi

Üst sınır (200, 200) ve alt sınır (0, 0) alınarak 50 iterasyonluk eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametre değerleri kaydedilen motor2'nin, basamak hız referans genellemesi karşılaştırılmalı olarak Şekil 4.24'te verilmiştir. Şekil 4.24.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.24.b'de sürekli durum durum için yaklaşıtlmış görünümü verilmiştir. Eniyileme aralığı üst sınırı arttırıldığında yapılan denemelerde KHO'yu en aza indirerek gerçekleşen eniyilemelerde aşmaya neden olan integral kazanç parametresinin arttığı görülmüştür. Bu nedenle genelleme performansında integral kazancın atmasına bağlı olarak dalgalanmanın olduğu görülmektedir.



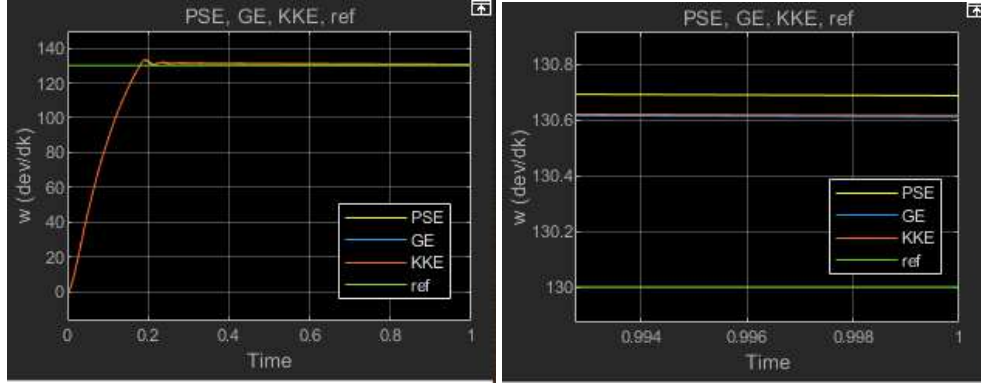
Şekil 4.24. Motor2 de üst sınırı (200, 200) için 50 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, **a)** Genel görünüm, **b)** Sürekli durum yaklaşıtlmış görünümü

Şekil 4.25’de SRE hız kontrolünde motor3 için 1000 iterasyonda üst sınırı (50, 50) PI kontrolör için PSE, GE ve KKE ile elde edilen KHO değişim grafikleri üst üste verilmiştir. Şekil 4.25.a da genel görünümü verilen KHO grafiklerinin Şekil 4.25.b de yaklaşıtlmış görünümü verilmiştir. Yaklaşık aynı başarıımı gösteren eniyileme algoritmaları 1000 iterasyonluk eniyilemede KHO değerlerini yaklaşık aynı değere kadar düşürmüşlerdir. PSE’nin en düşük iterasyonda optimum parametre değerine ulaştığı görülürken GE’nin en yüksek iterasyonda optimum değerlere ulaştığı ve en düşük KHO değerine sahip olduğu görülmektedir.



Şekil 4.25. DC motor3 için 1000 iterasyonda üst sınırı $K_p=50$ ve $K_i=50$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO’nun değişimi, **a)** Genel görünüm, **b)** Yaklaşıtlmış görünüm

SRE sonunda PSE, GE ve KKE için ayrı ayrı kayıt edilen PI kontrolör parametre değerleri, motor3 ün nominal hız değeri basamak referans olacak şekilde uygulanarak genelleme performansı Şekil 54.26’da karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.26.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.26.b’de sürekli durum için yaklaşıtlmış görünümü verilmiştir. Genelleme performansı, kontrol performansı ile aynı başarıım sırasını gösterirken KHO’nun düştüğü değere göre başarıım sırasından farklı başarıım sırasına sahiptir. KHO’nun düştüğü son değere göre en iyi başarıma sahip GE ile elde edilen PI kontrolör genellemede yine aynı başarıımı göstererek en iyi başarıma sahip eniyileme olmuştur. Aynı zamanda KKE başarıımı KHO’nun düştüğü son değere göre en kötü başarıımı gösterirken genelleme performansında ikinci en iyi başarıma sahip eniyileme olmuştur.

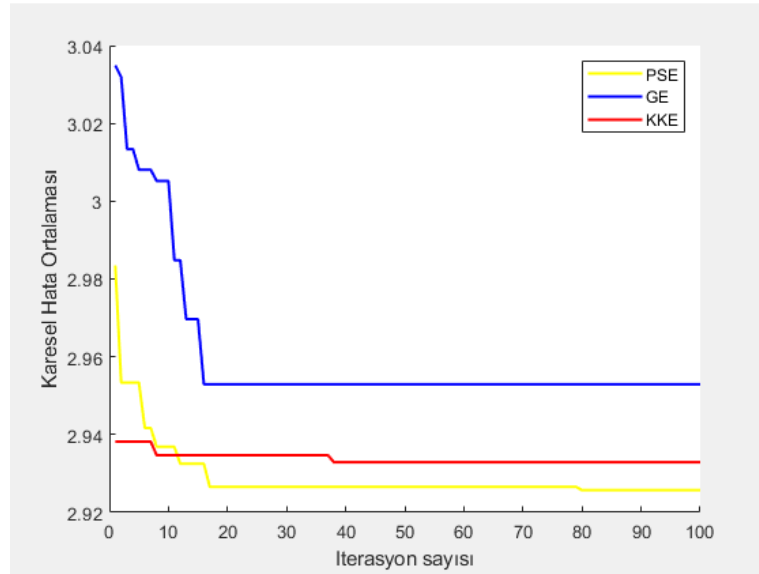


(a)

(b)

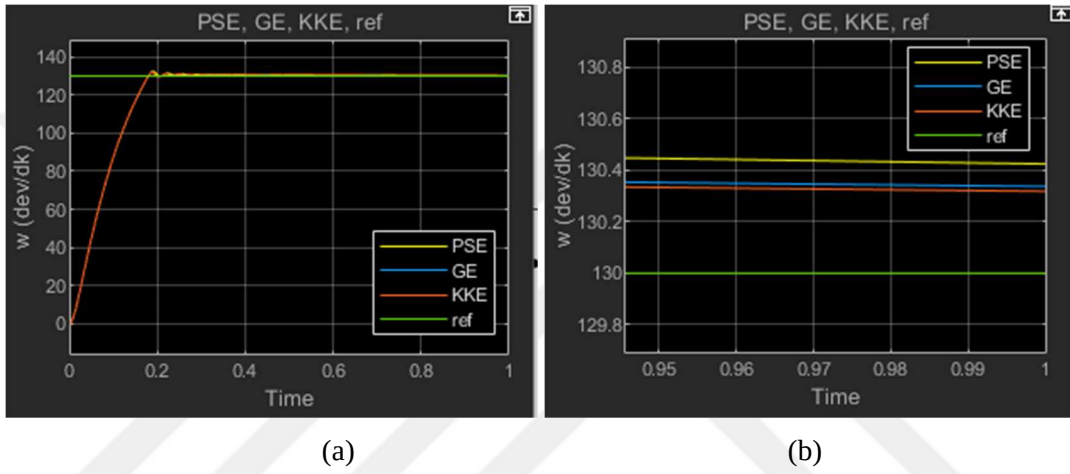
Şekil 4.26. Motor3 te üst sınırı (50, 50) için 1000 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, a) Genel görünüm, b) Sürekli durum yaklaşılmış görünümü

DC motor3 için üst sınırı (100, 100) olan ve 100 iterasyonda PSE, GE ve KKE ile elde edilen PI kontrolör için KHO düşüş hızları Şekil 4.27’de vermiştir. Burada her bir eniyileme algoritmasında PI kontrolör parametreleri aynı üst sınırı ve aynı alt sınırı için 100 iterasyon da eniyilemeleri gerçekleştirilmiştir. GE ile elde edilen PI kontrolörün KHO değeri Şekil 4.27’de görüldüğü gibi diğer eniyilemelere göre biraz daha büyük bir değerde kalmıştır. KKE, PSE’ye göre daha düşük iterasyonda optimum parametre değerlerine ulaşırken PSE daha yüksek iterasyonda optimum parametre değerlerine ulaşmıştır ve en düşük KHO değerine sahip eniyileme olduğu görülmüştür.



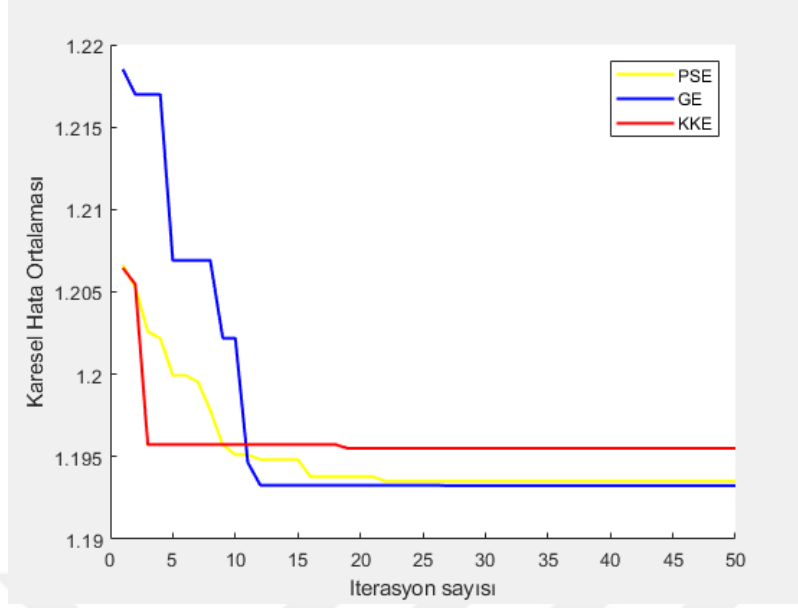
Şekil 4.27. DC motor3 için 100 iterasyonda üst sınırı $K_p=100$ ve $K_i=100$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO’nun değişimi

Aşağıdaki Şekil 4.28’de üst sınır (100, 100) ve alt sınır (0, 0) alınarak 100 iterasyonluk eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametreleri kaydedilen motor3 ün, basamak hız referans genellemesi karşılaştırılmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.28.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.28.b’de sürekli durum için yaklaştırılmış görünümü verilmiştir. KHO’nun düştüğü son değer açısından en iyi performansa sahip PSE genellemede aynı performansı gösterememiş ve en kötü performansa sahip eniyileme olmuştur. KKO’nun düştüğü son değere göre en kötü performansa sahip GE ise performans genellemesinde ikinci en iyi performansı göstermiştir.



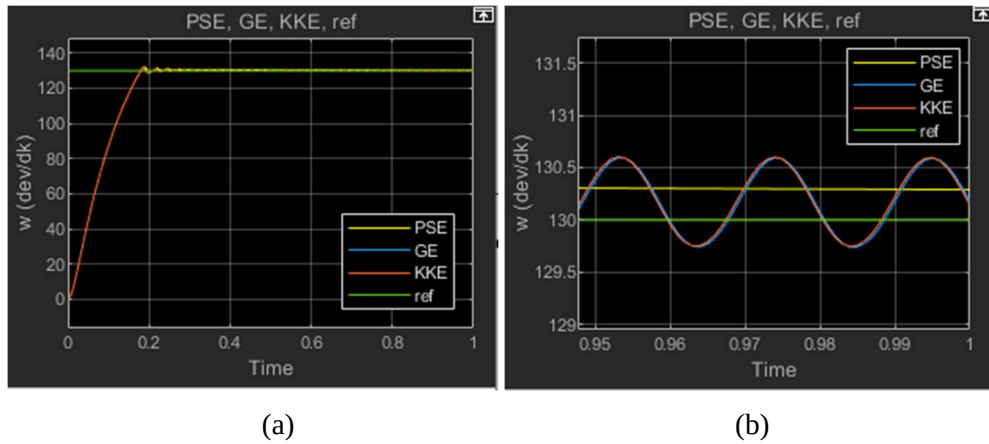
Şekil 4.28. Motor3 te üst sınırı $K_p=100$ ve $K_i=100$ için 100 iterasyonda SRE yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, **a)** Genel görünüm, **b)** Sürekli durum yaklaştırılmış görünümü

Motor3 te 50 iterasyonda üst sınırı (200, 200) olan PI ile kontrol edilen DC motorunun SRE sırasında KHO değişimi aşağıda verilen Şekil 4.29’da görülmektedir. Burada her bir eniyileme algoritması için aynı şartlarda eniyilemeleri gerçekleştirilmiştir. KKE ile yapılan PI kontrolörün KHO değeri Şekil 4.29’da görüldüğü gibi diğer eniyilemelere göre biraz daha büyük bir değerde kalmıştır. PSE ve GE ile elde edilen PI kontrolörün KHO da ulaştığı değer ise birbirlerine çok yakın olmakla birlikte GE’de KHO değeri PSE’ye göre daha hızlı azalmış ve daha az iterasyonda optimum parametre değerlerine ulaşmıştır.



Şekil 4.29. DC motor3 için 50 iterasyonda üst sınırı $K_p=200$, $K_i=200$ PI kontrolör ile hız kontrolünde KHO değişimi

Motor3 için üst sınır (200, 200) ve alt sınır (0, 0) alınarak 50 iterasyonluk eniyileme sonunda elde edilen PI kontrolör parametre değerleri kaydedilerek basamak hız referans genellemesi karşılaştırılmalı olarak Şekil 4.30'da verilmiştir. Şekil 4.30.a da genel görünümü verilen basamak hız referansı genelleme performansının Şekil 4.30.b'de sürekli durum için yaklaşılmış görünümü verilmiştir. Eniyileme aralığı üst sınırı arttırıldığında yapılan çalışmalarda KHO'yu en aza indirerek gerçekleşen eniyilemelerde aşmaya neden olan integral kazanç parametresinin artarak genelleme performansında dalgalanmalar meydana getirdiği görülmektedir.



Şekil 4.30. Motor3 te üst sınırı (200, 200) için 50 iterasyonda eniyileme yapılan PI kontrolörün basamak hız referansı genelleme performansı, **a)** Genel görünüm, **b)** Sürekli durum yaklaşılmış görünüm

5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında DC motor hız kontrolünde kullanılan PI ya da PID kontrolörün parametre değerleri, evrimsel algoritma olan genetik eniyileme (GE) ve evrimsel algoritma tabanlı parçacık sürü eniyileme (PSE) ve karınca koloni eniyileme (KKE) ile ayarlanmıştır. Burada DC motorun hız kontrolünde en iyi performansı gösterecek PI ya da PID parametrelerini bulmak doğrudan amaçlanmamıştır. Parametre ayarlama yöntemleri olarak seçilen eniyileme algoritmaları ile elde edilen parametre değerlerinin başarımını araştırmak amaçlanmıştır. Eniyileme sonunda tespit edilen PI/PID parametrelerin kullanıldığı DC motor hız kontrol sisteminde karesel hata ortalaması uygunluk fonksiyonu alınarak genelleme performansı ve kontrol performanslarına göre eniyileme algoritmalarının başarımları kıyasları yapılmıştır. Aynı zamanda en az iterasyonda, en hızlı şekilde optimum parametre değerlerine hangi eniyileme algoritması ile ulaşıldığı incelenmiştir.

Her algoritma, basamak ve sinüsoidal olmak üzere, iki farklı referans girişi kullanılarak eniyileme sürecine tabi tutulmuş, bu esnada uygunluk fonksiyonu karesel hata ortalamasının değişimi irdelenmiştir. Eniyileme süreci sonunda ulaşılan optimum kontrolör parametrelerinin farklı basamak hız referans girişleri için genelleme başarımları gözlemlenmiştir. Ayrıca sınırlı bir veri kümesinden optimum değerin seçilmesi başarımını da test maksadıyla parametrelerin değer aralığı sınırlandırılarak aynı süreçler tekrarlanmıştır. Üç farklı DC motor için bu deneyler tekrar edilmiştir. Bu işlemler neticesinde her üç eniyileme yönteminin başarımları birbirine son derece yakın çıkmıştır.

Buna göre her üç motor içinde en az üst sınırdaki en yüksek iterasyonda parametreleri en iyi optimize eden algoritma genetik eniyileme olmuştur. Aynı üst sınırın düşük iterasyonu içinde genetik eniyileme yine aynı başarımları göstererek en hızlı parametreleri optimize eden algoritma olmuştur. İstisnai bir durum olarak yalnız motor1 de karınca koloni eniyilemenin genetik eniyileme ile aynı başarımları gösterdiği görülmüştür. Her üç motor içinde kontrol performansında en kötü performansı gösteren algoritma parçacık sürü eniyileme olmuştur. Diğer yöntemler birbirine çok yakın olmakla birlikte motor2 ve motor3 için kontrol performansında en kötü performansı gösteren parçacık sürü eniyileme karesel hata ortalaması grafiğinde ikinci en iyi performansı göstermiş ve karınca koloni eniyileme en kötü performansa sahip algoritma olduğu gözlemlenmiştir. Karesel hata ortalamasında en iyi ve en kötü performansı gösteren yöntemler için aralarındaki fark yaklaşık %0.1 den küçüktür. Dolayısıyla yöntemlerin başarımları arasında büyük bir ayrışım olmamıştır. Sınırlı veri kümesi içinden en uygun değeri bulma işlemi için beklendiği gibi veri kümesinin büyüklüğü arttıkça sinüsoidal referans eniyileme ile elde edilen parametreler daha iyi optimuma ulaşmış buna karşılık daha iyi basamak referansı genelleme performansı elde edilmiştir. Ancak veri kümesi boyutu azaldıkça ve giriş referans değeri nominal

değerinden düşürülerek uzaklaştıkça genelleme performansının son derece kötüleştiği gözlemlenmiştir. Basamak referansı eniyileme ile elde edilen parametrelerin sinüsoidal referansı genelleme performansı ise motorun çalışma hızının azalması ve artan üst sınırla birlikte referans hız izleme başarımının daha iyi olduğu açıkça görülmüştür.

Sonuç olarak bir PID kontrolör tasarımında ihtiyaç duyulan DC motor parametreleri bilinmese bile eniyileme yöntemleri ile hızlı ve son derece başarılı kontrolör parametresi ayarlanabileceği gösterilmiştir.



KAYNAKLAR

- [1] Kahraman, Ü.A. (2010). Klasik Ve Zeki Optimizasyon Teknikleri İle Problemlerin Çözümlemesi Ve Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
- [2] <https://slideplayer.biz.tr/slide/2456115/>
- [3] Hammoodi, S.J., Flayyih, K.S., Hamad, A.R. (2019) . Desing And İmplementation Speed Control System Of DC Motor Based On PID Control And Matlab Simulink, İnternational Journal Of Power Electronics And Drive System (IJPEDS), Vol. 11,127-134, DOI:10.11591/ijpeds.v11.il.pp127-134
- [4] <https://www.motorobit.com/blog/icerik/fircali-dc-motor-nasil-calisir>
- [5] Vadi, S., Bayındır, B. (2018). Doğru Akım Motoru Kapalı Çevrim Hız Denetim Sistemindeki PI Parametrelerinin Genetik Ve Parçacık Sürü Algoritması Kullanarak Optimizasyonu, Veri Bilimi Dergisi, 2(1), 51-60.
- [6] Özlük, M. F., Sayan, H. H. (2013). Matlab Gui İle DA Motor İçin PID Denetleyici Arayüz Tasarımı, İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi, Cilt 2, 10-18.
- [7] Ozdemir, A., Mucuk, İ. (2017). DC Motor Pozisyon Kontrolü İçin Ayrık Zamanlı PD Katsayılarının Parametrik Denklemlerle Elde Edilmesi, published in 5th İnternation Sysmposium on Innovative Technologies in Engineering and Science 29-30 September 2019 (Isites2017 Baku - Azerbaijan).
- [8] Hekimoğlu, B., Ekinci, S., Demiray, V., Doguruci, R., Yıldırım, A. (2018). Speed Control Of Dc Motor Using PID Controller Tuned BY Dalp Swarm Algorithm, İnternation Engineering And Natural Sviences Conference.
- [9] Mishra, A. K., Twari, V. K., Kumar, R., Verma, T. (2013). Speed Control of DC Motor Using Artificial Bee Colony Optimization Technique.
- [10] Erkol, H.E. (2017). GA ve PSO ile Kontrol Parametrelerinin Optimizasyonu, Karaelmas Fen ve Mühendislik Dergisi.7(1):179-185.
- [11] Obaid, B.A., Saleh, A. L., Kadhim, A.K. (2019). Resolving of Optimal Fraction PID Controller for DC Motor Drive Based On Anti-Windup By İnvasive Weed Optimization Technique, İndonesian Journal of Electiral Engineering and Computer Science Vol.15, No. 1, July 2019, pp. 95-103.
- [12] Gökbulut, M. (2018). Kontrol Sistemlerinin Analiz ve Tasarımı, Türkiye
- [13] Ersalı, C. (). LabWIEW Ortamında Gerçek Zamanlı PID Kontrolü DA Motor Hız Regülasyonu, Yüksek Lisans Tezi, Batman Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [14] Efe, M.Ö. (2014). Ototmotik Kontrol Sistemleri, Türkiye
- [15] Ogata, K., (2009). Modern Control Engineering, 5th. ed., *Prentice Hall*, New Jersey, USA, 568-577.
- [16] Yüksel, İ., (2011). Otomatik kontrol sistem dinamiği ve denetim sistemleri. Nobel yayınevi, Ankara, 401 s.
- [17] Çetin, E. (2013), Parçacık Sürü Optimizasyonu Tabanlı PID Kontrolör İle AA Servomotor Denetimi, Hitit Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [18] Sharkawi E. M., Lee Y. K., Modern Optimization Techniques Theory And Applications To Power Systems John Willey, 2008, s.4-7
- [19] Öztemel E., Yapay Sinir Ağları Papatya Yayınları 2008.
- [20] Mason A., Ryan D., Panton D., Integrated Simulation, Heuristic And Optimization Approaches To Staff Scheduling, Operations Research 1998,s.161-175.

- [21] Mitchell, M., 1998. L.D. Davis, Handbook of Genetic Algorithms. Artificial Intelligence 100, pp. 325-330.
- [22] Koyuncuoğlu, M.U. (2012). "Bir Konteyner Terminalinde İstif Vinçlerinin Meta Sezgisel Yöntemler Kullanarak Çizelgelenmesi", 'Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi', 132s, Denizli
- [23] Söke, A., Bingül, Z. (2004). "Genetik Algoritmaların Farklı Çaprazlama Teknikleriyle İki Boyutlu Kesme Problemlerine Uygulanışı", 'Politeknik Dergisi', ss. 1-11
- [24] Jang, J.S.R., 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Chapter 7: Derivative-Free Optimization, (173-196). Prentice-Hall, USA.
- [25] Filho, P.P.R., Silva, S.P.P, Praxedes, V.N. (2019). "Control of singularity trajectory tracking for robotic manipulator by genetic algorithms", 'Journal of Computational Science', 55–64
- [26] Coley, D., (1999). An Introduction to Genetic Algorithm for Scientist and Engineers. World Scientific Publishing.
- [27] Wu Z., Liu, B. (2019). "Polygonal Approximation based on Coarse-grained Parallel Genetic Algorithm", 'J. Vis. Commun. Image R.'
- [28] Yığıt, T., Aydemir, M. (2018). "Paket Döndürmeksizin Genetik Algoritma Kullanarak Konteyner Yükleme Problemi Optimizasyonu" , 'Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi', 21-28
- [29] Kennedy, J. and Eberhart, R. C. (1995). "Particle swarm optimization" Proc. IEEE int'l conf. on neural networks Vol. IV, pp. 1942-1948. IEEE service center, Piscataway, NJ
- [30] Özsağlam, M.Y., Çunkaş, M. (2008). "Optimizasyon Problemlerinin Çözümü için Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması", 'Politeknik Dergisi', Cilt:11 , Sayı: 4 299-305
- [31] Gandhi, R., Wilson, R., Kumar, A., Roy, R. (2020), International Conference Performance Evaluation (ComPe) North-Eastern Hill University, Shillong, Meghalaya, India. Ju 2-4
- [32] Gençkaya, O. (2020), Optimizasyon Yöntemlerinin İncelenmesi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
- [33] Berber, Ö., Ateş, M., Alhasan, H.A. ve Güneş, M. (2016). "Parçacık Sürü Optimizasyonu ve PID ile Mobil Robotun Optimum Yörünge Kontrolü", 'KSU Mühendislik Bilimleri Dergisi' , 165-169
- [34] XU, G., YU, G. (2018). "Reprint of: On convergence analysis of particle swarm optimization algorithm", 'Journal of Computational and Applied Mathematics', 709–717
- [35] Karaboğa, D. (2011). Yapay zeka optimizasyon algoritmaları. Ankara: Nobel
- [36] Alaykiran, K., Engin, O. (2005). "Karıncalar Kolonileri Meta-sezgiseli Ve Gezgini Satıcı Problemleri Üzerinde Bir Uygulaması", 'Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der.', 69-76
- [37] Dorigo M., Gambardella L.M. (1997). Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1(1): 53-66
- [38] Singh, U , Singh S.N. (2019). "A new optimal feature selection scheme for classification of power quality disturbances based on ant colony framework" , 'Applied Soft Computing Journal', 216–225
- [39] Chang, Y-H. , Chang, C-W. , Tao, C-W. , Lin, H-W. and Taur, J-S. (2012). "Fuzzy sliding-mode control for ball and beam system with fuzzy ant colony optimization" , 'Expert Systems with Applications', 3624–3633
- [40] Keskintürk, T., Söyler, H. (2006). "Global Karınca Kolonisi Optimizasyonu", 'Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Dergisi', 689-698

ÖZGEÇMİŞ

Öznur GENÇKAYA

[REDACTED]		
[REDACTED]	[REDACTED]	[REDACTED]
[REDACTED]	[REDACTED]	[REDACTED]
[REDACTED]	[REDACTED]	[REDACTED]
[REDACTED]	[REDACTED]	
[REDACTED]	[REDACTED]	
[REDACTED]	[REDACTED]	
[REDACTED]		
[REDACTED]	[REDACTED]	[REDACTED]
[REDACTED]	[REDACTED]	[REDACTED]
[REDACTED]		
[REDACTED]		
[REDACTED]		
[REDACTED]	[REDACTED]	[REDACTED]
[REDACTED]	[REDACTED]	
[REDACTED]	[REDACTED]	
[REDACTED]		
[REDACTED]	[REDACTED]	