



T.C.
Niğde Üniversitesi
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ASENKRON MOTORLARIN HIZ-ALGILAYICISIZ KONTROLÜ İÇİN
GENİŞLETİLMİŞ VE DAĞILIMLI KALMAN FİLTRELERİNİN
KARŞILAŞTIRILMASI

RECEP YILDIZ

Haziran 2016

T.C.
NİĞDE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ASENKRON MOTORLARIN HIZ-ALGILAYICISIZ KONTROLÜ İÇİN
GENİŞLETİLMİŞ VE DAĞILIMLI KALMAN FİLTRELERİNİN
KARŞILAŞTIRILMASI

RECEP YILDIZ

Yüksek Lisans Tezi

Danışman

Doç. Dr. Murat BARUT

Haziran 2016

Recep YILDIZ tarafından **Murat BARUT** danışmanlığında hazırlanan “**ASENKRON MOTORLARIN HIZ-ALGILAYICISIZ KONTROLÜ İÇİN GENİŞLETİLMİŞ VE DAĞILIMLI KALMAN FİLTRELERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI**” adlı bu çalışma jürimiz tarafından Niğde Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik-Elektronik Mühendisliği** Ana Bilim Dalı’nda Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ, Erciyes Üniversitesi



Üye : Doç. Dr. Murat BARUT, Niğde Üniversitesi



Üye : Yrd. Doç. Dr. Kamil Fatih DİLAVER, Niğde Üniversitesi



ONAY:

Bu tez, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulunca belirlenmiş olan yukarıdaki jüri üyeleri tarafından/....../20.... tarihinde uygun görülmüş ve Enstitü Yönetim Kurulu’nun/....../20.... tarih ve sayılı kararıyla kabul edilmiştir.

...../...../20...

Doç. Dr. Murat BARUT
MÜDÜR

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin bilimsel ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.



Recep YILDIZ

ÖZET

ASENKRON MOTORLARIN HIZ-ALGILAYICISIZ KONTROLÜ İÇİN GENİŞLETİLMİŞ VE DAĞILIMLI KALMAN FİLTRELERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

YILDIZ, Recep

Niğde Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman : Doç. Dr. Murat BARUT

Haziran 2016, 77

Bu tez çalışmasında, hız-algılayıcısız asenkron motorun (ASM'nin) kontrolü için 5. ve 6. dereceden genişletilmiş ASM modellerinin kullanıldığı genişletilmiş Kalman filtresi (GKF) ve dağılımlı Kalman filtresi (DKF) algoritmalarına ait gürültü kovaryans matrislerinin değerleri, diferansiyel gelişim algoritması (DGA) temelli çevrimdışı optimizasyon ile belirlenerek, algoritmaların başarımları benzetim ve gerçek-zamanlı deney çalışmaları ile karşılaştırılmaktadır. 5. dereceden modelin kullanıldığı GKF ve DKF algoritmaları ile stator akımlarının ve rotor akılarının stator duran eksen takımı bileşenleri ile birlikte rotor hızı kestirimleri yapılmaktadır. 6. dereceden modelin kullanıldığı GKF ve DKF algoritmaları ile 5. dereceden modelin kullanıldığı algoritmalarından elde edilen kestirimlere ek olarak yük momenti kestirimi eş zamanlı olarak gerçekleştirilmektedir. Böylece, literatürdeki mevcut çalışmalardan farklı olarak, bu tez çalışmasında hem GKF hem de DKF algoritmaları optimize edilerek başarımlarının adil olarak karşılaştırılması yapılmaktadır. Ayrıca, stator akımlarının ve rotor akılarının stator duran eksen takımı bileşenleri, rotor hızı, yük momenti ve rotor direncinin eş-zamanlı kestirimleri için 7. dereceden genişletilmiş ASM modelinin kullanıldığı DKF algoritması hem benzetim hem de gerçek zamanlı olarak gerçekleştirilerek literatüre tanıtılmaktadır.

Anahtar Sözcükler: Asenkron motor, genişletilmiş Kalman filtresi, dağılımlı Kalman filtresi, diferansiyel gelişim algoritması

SUMMARY

COMPARISON OF EXTENDED AND UNSCENTED KALMAN FILTERS FOR SPEED SENSORLESS KONTROL OF INDUCTION MOTOR

YILDIZ, Recep

Nigde University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor : Associate Professor Dr. Murat BARUT

June 2016, 77

In this thesis, the elements of the covariance matrices associated with the extended Kalman filter (EKF) and the unscented Kalman filter (UKF) algorithms utilizing 5th and 6th order extended Induction motor (IM) models are determined by the differential evolution algorithm (DEA) based off-line optimization for speed sensorless control of IM and performances of the algorithms are compared by the simulation and real-time based experiments. Stator stationary axis components of the stator currents and rotor fluxes together with the rotor angular speed are estimated by the EKF and UKF algorithms using the 5th order IM model. In addition to these estimated states and parameter via the EKF and the UKF including the 5th order IM model, The EKF and UKF algorithms using the 6th order IM model perform the on-line estimation of the load torque. Thus, differently from the current studies in the literature, via optimizing both the EKFs and the UKFs algorithms, their performances are compare in a fair way in this thesis. Moreover, for the on-line estimations of stator stationary axis components of the stator currents and rotor fluxes, the rotor angular speed, load torque, and rotor resistance, an UKF algorithm with the utilization of the 7th order extended IM model is implemented in simulation and real time experiments and is introduced to the literature.

Keywords: Induction motor, extended Kalman filter, unscented Kalman filter, differential evolution algorithm

ÖN SÖZ

Bu tez çalışması boyunca bilgi ve tecrübesi ile yönlendirerek gerek teknik bilgi gerekse de ilgili kaynaklara ulaşma konusunda destek ve yardımlarını esirgemeyen değerli danışmanım Doç. Dr. Murat BARUT'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca tez çalışmam sırasında bilimsel katkılarını esirgemeyen araştırma grubu arkadaşlarım Arş. Gör. Emrah ZERDALI, Arş. Gör. Remzi İNAN ve Öğr. Gör. Rıdvan Demir'e teşekkürlerimi sunarım.

FEB 2016/09-BAGEP nolu proje kapsamında tez çalışmamın oluşmasına ve gerçekleşmesine katkı sağlayan Niğde Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi'ne teşekkür ederim.

Son olarak maddi ve manevi olarak her zaman yanımda olan aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
SUMMARY	v
ÖN SÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGE DİZİNİ.....	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
FOTOĞRAFLAR DİZİNİ	xii
SİMGE VE KISALTMALAR	xiii
BÖLÜM I GİRİŞ	1
BÖLÜM II GENİŞLETİLMİŞ VE DAĞILIMLI KALMAN FİLTRELERİ.....	5
2.1. Genişletilmiş Kalman Filtresi	5
2.1.1. GKF algoritması	5
2.2. Dağılımlı Kalman Filtresi	7
2.2.1. Dağılımlı dönüşüm	7
2.2.2. DKF algoritması	10
BÖLÜM III OPTİMİZASYON	11
3.1. Diferansiyel Gelişim Algoritması	11
3.1.1. Kodlama	11
3.1.2. Popülasyon Yapısı ve Parametre Sınırları	12
3.1.3. Mutasyon	12
3.1.4. Çaprazlama	13
3.1.5. Seçim.....	13
BÖLÜM IV BENZETİM ÇALIŞMALARI	15

4.1. Optimize Edilmiş Model-I Tabanlı GKF ve DKF Algoritmalarının Geliştirilmesi ve Benzetim Sonuçlarının Karşılaştırılması.....	17
4.1.1. Model-I tabanlı GKF algoritmasının geliştirilmesi	19
4.1.2. Model-I tabanlı DKF algoritmasının geliştirilmesi	19
4.1.3. Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının DGA ile optimizasyonu	20
4.1.4. Optimize edilmiş Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının benzetim sonuçları	22
4.2. Optimize Edilmiş Model-II Tabanlı GKF ve DKF Algoritmalarının Elde Edilmesi ve Benzetim Sonuçlarının Karşılaştırılması.....	25
4.3. Gerçekleştirilen Benzetim Çalışmaları ile İlgili Gözlemler.....	28
BÖLÜM V GERÇEK ZAMANLI ÇALIŞMALAR.....	36
5.1. Gerçek-Zamanlı Deney Düzenegi.....	38
5.2. Model-I Tabanlı GKF ve DKF Algoritmalarının DGA ile Optimizasyonu ve Gerçek Zamanlı Deney Sonuçları	42
5.3. Model-II Tabanlı GKF ve DKF Algoritmalarının DGA ile Optimizasyonu ve Gerçek Zamanlı Deney Sonuçları	50
5.4. Gerçek-Zamanlı Deneyler ile İlgili Gözlemler	59
BÖLÜM VI DKF ALGORİTMASI KULLANILARAK ROTOR HIZI, YÜK MOMENTİ VE ROTOR DİRENCİNİN EŞ ZAMANLI KESTİRİMİ.....	62
6.1. ASM'nin 7. Dereceden Genişletilmiş Matematiksel Modelinin Elde Edilmesi ..	62
6.2. Model-III Tabanlı DKF Algoritmasının Benzetim Sonuçları	63
6.3. Model-III tabanlı DKF Algoritmasının Gerçek Zamanlı Deney Sonuçları	67
6.4. Benzetim Çalışmaları ve Gerçek Zamanlı Deneylerden Elde Edilen Gözlemler	70
BÖLÜM VII SONUÇ	71
KAYNAKLAR	73
ÖZGEÇMİŞ	77

ÇİZELGE DİZİNİ

Çizelge 3.1 DGA sözde kodu	14
Çizelge 4.1 Benzetim ortamında kullanılan ASM'ye ait parametreler.....	15
Çizelge 4.2 Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından benzetim ortamında elde edilen hata ve en iyi bireylere ait değerler.	22
Çizelge 4.3 Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından benzetim ortamında elde edilen hata ve en iyi bireylere ait değerler	27
Çizelge 4.4 Model-I ve Model-II tabanlı algoritmalara ait çevrim süreleri.....	29
Çizelge 4.5 Benzetim ortamında gerçekleştirilen çalışmalara ait OKH ve çevrim süresi değerleri.	35
Çizelge 5.1 Deney düzeneğinde bulunan ASM'ye ait parametreler.....	41
Çizelge 5.2 Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonundan elde edilen OKH'ler ve en iyi bireylere ait değerler.	44
Çizelge 5.3 Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonundan elde edilen OKH'ler ve en iyi bireylere ait değerler.	52
Çizelge 5.4 Gerçek-zamanlı GKF ve DKF algoritmalarına ait çevrim süreleri	59
Çizelge 5.5 Gerçek zamanlı deney çalışmalarına ait OKH ve çevrim süresi değerleri ..	61

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1 Dağılımlı dönüşüm blok diyagramı	9
Şekil 4.1 GKF ve DKF tabanlı hız-algılayıcısız ASM sürücüsü	16
Şekil 4.2 Kontrol sistemine giriş olarak verilen hız referansı bilgisi ve ASM'ye uygulanan yük momenti	17
Şekil 4.3 Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonunda kullanılan hız verisi	20
Şekil 4.4 Model-I tabanlı GKF algoritmasında her iterasyon için OKH'nin değişimi ...	21
Şekil 4.5 Model-I tabanlı DKF algoritmasında her iterasyon için OKH'nin değişimi ...	22
Şekil 4.6 Model-I tabanlı GKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	23
Şekil 4.7 Model-I tabanlı DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	24
Şekil 4.8 Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonunda kullanılan hız verisi ve motora uygulanan yük momenti bilgisi	26
Şekil 4.9 Model-II tabanlı GKF algoritmasının için her iterasyonda OKH'nin değişimi .	27
Şekil 4.10 Model-II tabanlı DKF algoritmasının için her iterasyonda OKH'nin değişimi	27
Şekil 4.11 Model-II tabanlı GKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	30
Şekil 4.12 Model-II tabanlı DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	31
Şekil 4.13 Uygulanan eşit gürültü kovartans matrisleri için Model-II tabanlı GKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	32
Şekil 4.14 Uygulanan eşit gürültü kovartans matrisleri için Model-II tabanlı DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	33
Şekil 5.1 Kullanılan deney düzeneğine ait elektriksel bağlantıların açık şeması	39
Şekil 5.2 Gerçek zamanlı GKF algoritmasına ait simulink blok diyagramı	41
Şekil 5.3 Gerilimin stator duran eksen takımı bileşenleri, akımın stator duran eksen takımı bileşenleri ve hız verisi.	42
Şekil 5.4 Model-I tabanlı GKF algoritması için her iterasyonda elde edilen OKH.....	43
Şekil 5.5 Model-I tabanlı DKF algoritması için her iterasyonda elde edilen OKH.....	43
Şekil 5.6 Senaryo 1 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	45

Şekil 5.7 Senaryo 2 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	46
Şekil 5.8 Senaryo 3 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	47
Şekil 5.9 Senaryo 4 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.	48
Şekil 5.10 Senaryo 5 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları	49
Şekil 5.11 Model-II tabanlı GKF ve DKF optimizasyonunda kullanılan veri seti.	50
Şekil 5.12 Model-II tabanlı GKF algoritması için her iterasyonda elde edilen OKH	51
Şekil 5.13 Model-II tabanlı DKF algoritması için her iterasyonda elde edilen OKH	51
Şekil 5.14 Senaryo 1 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.....	53
Şekil 5.15 Senaryo 2 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.....	54
Şekil 5.16 Senaryo 3 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.....	55
Şekil 5.17 Senaryo 4 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.....	56
Şekil 5.18 Senaryo 5 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.....	57
Şekil 5.19 Eşit gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından gerçek zamanlı olarak elde edilen kestirim sonuçları. 58	
Şekil 6.1 Benzetim çalışmasında uygulanan referans hız, yük momenti ve rotor direnci değişimleri.	65
Şekil 6.2 DKF algoritmasından elde edilen benzetim sonuçları.....	66
Şekil 6.3 Senaryo 1 için DKF algoritmasından elde edilen gerçek zamanlı sonuçları ...	68
Şekil 6.4 Senaryo 2 için DKF algoritmasından elde edilen gerçek zamanlı sonuçları ...	69

FOTOĞRAFLAR DİZİNİ

Fotoğraf 5.1 Kullanılan deney düzeneğine ait bir fotoğraf.....	39
--	----



SİMGE VE KISALTMALAR

Simgeler	Açıklama
x_e	Ayrıklaştırılmış durum vektörü
A_e	Sistem matrisi
B_e	Giriş matrisi
u_e	Kontrol matrisi
f_e	Doğrusal olmayan sistem fonksiyonu
H_e	Ölçüm matrisi
$Z(k), y_k$	k anındaki çıkış matrisi
\hat{x}_k^-	k anından önceki kestirim matrisi
P_k^-	k anından önceki kestirimin hata kovaryans matrisi
\hat{y}_k^-	k. anından önceki kestirilen çıkış matrisi
K_k	k anındaki Kalman kazanç matrisi
\hat{x}_k	k anındaki kestirim matrisi
P_k	k anındaki kestirimin hata kovaryans matrisi
I	Birim matris
w_k	Sistem gürültüsü
v_k	Ölçüm gürültüsü
Q_k	Sistem gürültü kovaryans matrisi
R_k	Ölçme gürültü kovaryans matrisi
X	Sigma noktaları matrisi
L	Durum vektörlerinin boyutu
λ	Ölçeklendirme parametresi
α	Sigma noktalarının yayılma katsayısı
κ	İkincil ölçeklendirme parametresi
β	Önceki dağılım bilgisinin dahil edildiği parametre
NP	Nüfus büyüklüğü

F	Diferansiyel gelişimi kontrol eden gerçek ve sabit katsayı
CR	Çaprazlama oranı
C_i^k	Deneme vektörü
M_i^k	Mutasyona uğramış amaç vektörü
p_i^{k+1}	Seçilim işlemi sonrası nüfusu
α, β	Duran eksen takımı bileşenleri
$i_{s\alpha}, i_{s\beta}$	Stator akımlarının duran eksen takımı bileşenleri
$v_{s\alpha}, v_{s\beta}$	Stator gerilimlerinin duran eksen takımı bileşenleri
$\varphi_{r\alpha}, \varphi_{r\beta}$	Rotor akılarının duran eksen takımı bileşenleri
ω_m	Rotor milinin açısal mekanik hızı
t_{ind}	İndüklenen moment
t_L	Yük momenti
$\hat{\cdot}$. 'nın kestirildiğini gösterir
R'_r	Stator tarafına indirgenmiş rotor direnci
R_s	Stator direnci
L_s	Stator öz endüktansı
L'_r	Stator tarafına indirgenmiş rotor öz endüktansı
L_m	Mıknatıslanma endüktansı
L_σ	Stator geçici endüktansı
B_L	Sistemin toplam viskoz sürtünme katsayısı
J_L	Sistemin toplam eylemsizliği
p_p	Kutup çifti sayısı
T	Örnekleme zamanı
t	Zaman
$e_{i_{s\alpha}}, e_{i_{s\beta}}$	Stator akımlarının α ve β bileşenlerinin kestirim hatası
e_{n_m}	Rotor hızı kestirim hatası
e_{t_L}	Yük momenti kestirim hatası
e_{R_r}	Rotor direnci kestirim hatası

Kısaltmalar	Açıklama
AA	Alternatif akım
ASM	Asenkron motor
DA	Dođru akım motoru
VK	Vektör kontrol yöntemi
DMK	Dođrudan moment kontrolü
LG	Luenberger gözlemleyicisi
KF	Kalman filtresi
GLG	Genişletilmiş Luenberger gözlemleyicisi
GKF	Genişletilmiş Kalman filtresi
DKF	Dağılımlı Kalman filtresi
DD	Dağılımlı dönüşüm
DGA	Diferansiyel gelişim algoritması
OKH	Ortalama karesel hata

BÖLÜM I

GİRİŞ

Endüstriyel uygulamalarda doğrusal ve dairesel harekete ihtiyaç duyulmaktadır ve bu hareket ihtiyacını karşılamak amacıyla asenkron motorlar (ASM'ler) yaygın olarak kullanılmaktadır. ASM'lerin yaygın olarak kullanılmasının nedenleri ise, ekonomik olmaları, bakım gerektirmemeleri, üretimlerinin kolay olması ve yüke bağlı olarak devir sayılarında meydana gelen değişimin az olması vb. özelliklere sahip olmalarıdır (Kılıç, 2010). ASM'lerin bahsedilen üstünlüklerine rağmen, 5. dereceden doğrusal olmayan bir modele sahip olması ve model parametrelerinin frekans ve sıcaklık değişimlerinden etkilenmesinden dolayı, ASM'lerin yüksek başarılı kontrolünün gerçekleştirilmesi doğru akım (DA) motorları kadar kolay değildir (Barut, 2005).

Teknolojik gelişmeler ile beraber 1960'lı yıllara gelindiğinde değişken frekanslı eviricilerin üretilmesi, alternatif akım (AA) sürücülerinde yeni bir dönemin başlangıcı olmuştur. Böylece ASM'nin statoruna uygulanan gerilim frekansının değiştirilmesi ya da statora uygulanan Volt/Hz oranının sabit tutulduğu skalar kontrol yöntemleri ortaya atılmıştır (El-Hawary, 1997). Ortaya atılan yöntemler ASM'nin kontrol değişkenlerinin genliklerinin değiştirilmesi temeline dayanmaktadır. Bununla birlikte skalar kontrol yöntemlerinde sürekli sinüzoidal model kullanılmaktadır. Bundan dolayı skalar kontrol yöntemlerinin başarımı geçici halde, sürekli haldeki duruma kıyasla daha kötüdür. Skalar kontrollü sürücüler yukarıda bahsedilen olumsuzluklarından dolayı orta dereceli başarıma sahip olarak ifade edilmektedir (Barut, 2005). Ancak kolay uygulanabilmeleri ve düşük maliyetleri nedeniyle yüksek başarımlı endüstriyel uygulamalarda tercih edilebilmektedir.

ASM'lerin yüksek başarılı kontrolü için 1969'da K. Hasse ve 1971'de F. Blaschke, vektör kontrol (VK) yöntemlerini önererek, ASM'lerin de serbest uyarmalı DA motorlarına benzer şekilde kontrol edilebilmesinin mümkün olduğunu ispatlamışlardır. 1969'da K. Hasse tarafından ortaya atılan yöntem dolaylı VK yöntemi olarak isimlendirilirken, 1971'de F. Blaschke tarafından ortaya atılan yöntem doğrudan VK yöntemi olarak isimlendirilmiştir (Bose, 1997). VK yöntemlerinin temeli 5. dereceden doğrusal olmayan ASM modelinden kaynaklanan, doğrusal olmayan kontrol yapısını

sadeleştirmektedir. Bu sadeleştirmenin yapılabilmesi için akım ve gerilim vektörlerinin aynı anda hem genlik hem de faz kontrolleri gerçekleştirilmektedir. F. Blaschke tarafından tanıtılan yöntemin doğrudan VK olarak isimlendirilmesinin nedeni, akı vektörüne ait genlik ve konum bilgilerinin ölçülerek doğrudan elde edilmesidir. K. Hasse tarafından tanıtılan yöntemin dolaylı VK olarak isimlendirilmesinin nedeni ise, akı vektörüne ait genlik ve konum bilgilerinin, ölçülerek elde edilmesi yerine, ASM parametrelerini içeren matematiksel ifadeler kullanılarak elde edilmesidir (Vas vd., 1995). Uygulanan kontrol yöntemlerin iyileştirilmesi amacıyla yapılan çalışmalar neticesinde, 1986'da Takahashi ve Nouchi ve 1988'de Depenbrock tarafından tanıtılan doğrudan moment kontrolü (DMK) yöntemlerinin temeli akı ve momentte meydana gelen hataların sınırları önceden belirlenmiş histerezis bant içerisinde tutularak kontrolün gerçekleştirilmesidir (Depenbrock, 1988; Takahashi ve Noguchi, 1986). DMK yönteminin gerçekleştirilebilmesi için gerilim ya da akım kaynaklı eviricilerin anahtarlama durumlarının belirlenmesi gereklidir. Eviricilerin anahtarlama durumları anahtarlama tabloları kullanılarak belirlenir. Temel olarak DMK'nın VK yöntemlerinden farkı, darbe genişlik modülasyonu (DGM) yerine evirici anahtarlama tablosu kullanılması ve VK yöntemindeki geleneksel PI kontrolörlerden farklı olarak DMK'de histerezis karşılaştırıcıların kullanılmasıdır (Yumuşak S., 2006). DMK yönteminde DGM kullanılmaması ve koordinatlar arası dönüşümlere gerek olmaması gibi özellikleri sayesinde uygulama maliyetleri VK yöntemlerine kıyasla daha düşüktür. Fakat farklı frekanslarda anahtarlama yapılması, düşük hız bölgesine meydana gelen akı ve moment kontrolündeki güçlükler vb. eksik yanları da mevcuttur (Rodič ve Jezernik, 2002).

ASM'lerin yüksek başarılı kontrollerinin gerçekleştirilebilmesi için akımın genlik ve konum bilgisine ihtiyaç duyulmaktadır. Geleneksel yaklaşımda gerekli olan akımın genlik ve konum bilgileri doğrudan ölçüm yoluyla elde edilmektedir. Akı ölçümünün yapılabilmesi için ilave sargılar veya Hall etkili ve araştırma bobinli algılayıcılar kullanılır. Ayrıca hız kontrol uygulamalarında gerekli olan ASM'nin rotorunun açısal hız ve konum bilgileri artımsal kodlayıcılar yardımıyla elde edilir. Kullanılan ölçüm birimlerinin maliyeti arttırması, sistemin karmaşıklığını doğrudan etkilemesi ve ASM'lerin endüstride kullanıldığı olumsuz ortam şartlarından (sıcaklık, mekanik titreşim vb.) etkilendiklerinden dolayı ASM'ye ait hız ve konum bilgisi ile birlikte akı bilgisinin de kestirilmesi tercih edilmektedir. Bu sebeple çeşitli gözlemleyici algoritmaları önerilmiştir (Schauder, 1992; Holtz, 2005;).

Gözlemleyiciler ise, dinamik sistem durum değişkenlerinden bir kısmını ölçerek, ölçülemeyen ya da ölçülmek istenmeyen diğer durum(lar) ve/veya parametre(leri) ölçülen durumlardan faydalanarak kestiren makine modeli tabanlı sistemlerdir. Gözlemleyiciler kaynağın belirgin olup olmamasına göre iki sınıfta incelenebilir. Kaynak belirgin ise belirgin tabanlı gözlemleyici, diğer durumda ise olasıl tabanlı gözlemleyici olarak isimlendirilirler. Gözlemleyici uygulamalarında yaygın olarak kullanılan iki gözlemleyici Luenberger gözlemleyicisi (LG) ve Kalman Filtresidir (KF). Bu iki gözlemleyiciden LG belirgin tabanlı, KF ise olasıl tabanlıdır. LG ve KF doğrusal sistemlerde durum ve/veya parametre kestirimi için kullanılırken, genişletilmiş Luenberger gözlemleyicisi (GLG), genişletilmiş Kalman filtresi (GKF) ve dağılımlı Kalman filtresi (DKF) doğrusal olmayan sistemlerde durum ve/veya parametrelerin kestirimi için kullanılmaktadırlar. GLG belirgin tabanlı bir algoritma iken, GKF ve DKF ölçme ve sistem gürültülerini hesaba katarak kestirim gerçekleştiren olasıl tabanlı algoritmalarıdır (Vas, P., 1998). ASM'lerin 5. dereceden doğrusal olmayan dinamik bir modelle tanımlanması, GKF ve DKF'nin olası doğası ile uyumlu olduğu için ASM kontrolünde uygulama alanı bulmuşlardır (Barut vd., 2012, 2008; Lesic vd., 2012). Ancak GKF ve DKF algoritmalarının hesap yükünün fazla olmasından dolayı bu algoritmaların gerçekleştirilmesi için güçlü mikroişlemciler gerekmektedir. Bu durumun getirdiği olumsuzlukların giderilmesi amacı ile literatürde indirgenmiş dereceli GKF ve DKF algoritmaları önerilmiştir (Atkinson vd., 1991; Leite vd., 2004; Dominguez vd., 2012;).

ASM'lerin yüksek başarılı kontrolünde kullanılan GKF ve DKF yöntemlerinin başarımlarının kıyaslandığı çalışmalara bakıldığında, Akın vd. (2003)' de ASM'nin rotor akısı temelli modeli yardımıyla stator akımlarının duran eksen takımı bileşenleri, rotor akılarının duran eksen takımı bileşenleri ve rotor hız kestirimi GKF ve DKF ile benzetim ortamında gerçekleştirilmiştir. Ayrıca DKF'nin kestirim başarımının GKF'den daha iyi olduğu belirtilmiştir. Li ve Zhong (2005)'te, Akın vd. (2003) önerilen çalışmadan farklı olarak benzetim ortamında gerçekleştirilen durum/parametre kestirimleri gerçek zamanlı olarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlarda DKF'nin ana ilkesi olan doğrusallaştırma işlemi gerçekleştirilmeden kestirim yapılması özelliğini ASM'nin yüksek dereceli doğrusal olmayan modeli için gerekli olduğunu ilgili çalışmada gösteremediği ifade edilmiştir. Bu prensibin aynı zamanda yöntem karmaşıklığını, maliyeti ve gerçekleştirilme zorluğunu arttırdığı belirtilmiştir. Bütün bunlardan dolayı,

GKF'nin hala ASM'nin hız kestiriminde en etkili yöntem olduğu vurgulanmıştır. Benzer şekilde, Akın vd. (2006)'da ve Akın vd. (2003)'te gerçekleştirilen çalışma ile aynı durum/parametre kestirimleri hem benzetim ortamında hem de deneysel olarak gerçekleştirilmiştir. DKF'nin dorusallaştırma işlemi olmadığından dolayı daha kolay gerçekleştirilebildiği, GKF'nin doğrusallaştırma işleminden dolayı daha kararsız bir performansa sahip olduğu ve UKF'nin düşük maliyetli uygulamalarda kullanılabileceği belirtilmiştir. Jafarzadeh vd. (2012)'de diğer çalışmalardan farklı olarak, mekanik hareket eşitliğinin de kullanıldığı stator akısı tabanlı model yardımıyla yük momenti kestirimi DKF ile deneysel olarak gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, DKF ve GKF'nin hız kestirimi başarımı kıyaslanmış DKF ve GKF'ye kıyasla daha yüksek kestirim başarımına sahip olduğu belirtilmiştir. Rigatos ve Siano (2012)'de, Jafarzadeh vd. (2012)'den farklı olarak, yük momenti yerine rotor konumu hem GKF hem de DKF ile benzetim ortamında kestirilmiştir.

Literatürde önerilen mevcut çalışmalar incelendiğinde, GKF ve DKF'nin kestirim başarımının gürültü kovaryans matrislerinin seçimine bağlı olduğu anlaşılmaktadır. Literatürde yapılan GKF ve DKF karşılaştırmalarında bu matrisler deneme yanılma yöntemi ile belirlenmeye çalışılmış ve bu sebeple en uygun gürültü matrisleri tanımlanamamıştır. Bu durum GKF ve DKF algoritmalarının kestirim başarımlarının karşılaştırılmasında çelişki oluşturmakta ve kesinlik kazandırmamaktadır. Bu tez çalışmasında, literatürde daha önce yapılan çalışmalara ek olarak, her iki algoritmanın gürültü kovaryans matrisleri sezgisel algoritmalar kullanılarak optimize edilmiş ve iki gözlemleyiciye ait kestirim başarımlarına ilişkin daha kesin ve adil sonuç içeren bir karşılaştırma yapılmıştır. Böylece, literatürdeki DKF ve GKF kestirim başarımları ile ilgili çelişkilerin ortadan kaldırılması amaçlanmıştır.

Ayrıca bu tez çalışmasında DKF algoritması ile stator akımlarının duran eksen takımı bileşenleri, rotor akılarının duran eksen takımı bileşenleri, rotor hızı, yük momenti ve rotor direnci kestirimini eş zamanlı olarak gerçekleştiren yeni bir algoritma literatüre tanıtılmıştır.

BÖLÜM II

GENİŞLETİLMİŞ VE DAĞILIMLI KALMAN FİLTRELERİ

KF, doğrusal sistemin ve sisteme ait ölçüm bilgisinin beyaz gürültü ile bozulması sonucunda, bozulmuş ölçüm bilgisini kullanarak kestirim gerçekleştiren bir gözlemleyicidir. Başka bir ifade ile KF sistemin ölçülebilen durumlarını kullanılarak ölçülemeyen ve/veya ölçülmek istenmeyen durum ve/veya parametre kestirimini gerçekleştiren bir gözlemleyicidir. KF literatürde doğrusal sistemlerde kestirim gerçekleştirmek amacıyla geniş bir kullanım alanı bulmuştur. Fakat uygulamadaki sistemlerin büyük bir bölümünün doğrusal olmayan sistemler olması nedeniyle, KF'nin doğrusal olmayan zamanla değişen sistemlere uygulanabilen türleri olan GKF ve DKF algoritmaları geliştirilmiştir.

2.1. Genişletilmiş Kalman Filtresi

GKF algoritması KF'nin doğrusal olmayan zamanla değişen sistemlerde durum ve/veya parametre kestiriminin gerçekleştirilebilmesi için geliştirilmiş olasıl tabanlı bir gözlemleyicidir. GKF algoritmasında doğrusal olmayan sistem fonksiyonu türev işlemi yardımıyla doğrusallaştırılarak Jacobian matrisi elde edilir. Gerçekleştirilen bu işlemde sonra sistem doğrusallaştırıldığı için KF'nin denklemleri sisteme uygulanabilir. Fakat GKF algoritmasında doğrusallaştırma işleminden dolayı Taylor serisinde bulunan yüksek dereceli terimler ihmal edilir. Bu durum GKF algoritmasının olumsuz yönünü oluşturmaktadır.

2.1.1. GKF algoritması

GKF algoritmasının uygulanabileceği doğrusal olmayan dinamik bir sistem ve bu sisteme ait ölçüm eşitliği aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + w_k \quad (2.1)$$

$$y_k = h(x_k) + v_k \quad (2.2)$$

Burada, w_k ve v_k sırasıyla sistem ve ölçme gürültüsü olup kovaryans değerleri sırasıyla Q_k ve R_k ile tanımlanabilir. GKF algoritmasında doğrusal olmayan sistem doğrusallaştırılırken kullanılan türev işlemi ise aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$F_k = \left. \frac{\partial f(x_{k-1}, u_k)}{\partial x(k)} \right|_{\hat{x}_{k-1}, u_k} \quad (2.3)$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x_k)}{\partial x_k} \right|_{\hat{x}_k^-} \quad (2.4)$$

Doğrusal olmayan sistem ve ölçüm modeli ile birlikte doğrusallaştırma işlemleri ile tanımlanan GKF algoritmasının gerçekleştirilmesi için gerekli işlem basamakları aşağıdaki gibi sıralanabilir.

Başlangıç kestirim ve kovaryans değerleri;

$$\hat{x}_0 = E[x_0] \quad (2.5)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T] \quad (2.6)$$

zaman güncellemesi (ön kestirim ve ön kovaryans hesabı);

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_k) \quad (2.7)$$

$$P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_k \quad (2.8)$$

Ölçüm güncellemesi (Kalman kazancı, durum ve hata kovaryansı hesabı);

$$K_k = P_k^- H_k^T [H_k P_k^- H_k^T + R_k]^{-1} \quad (2.9)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k [y_k - h(\hat{x}_k^-)] \quad (2.10)$$

$$P_k = [I - K_k H_k] P_k^- \quad (2.11)$$

GKF algoritmasına ait yukarıda verilen işlem basamakları tekrar edilerek ardışıl kestirimler elde edilebilir (İnan, 2011; Zerdali, 2011).

2.2. Dağılımlı Kalman Filtresi

Dağılımlı Kalman filtresi (DKF) doğrusal olmayan sistemler için durum ve/veya parametre kestiriminde GKF'nin bir alternatifi olarak Julier ve Uhlmann tarafından geliştirilmiş olasıl tabanlı bir gözlemleyicidir (Julier vd., 1995, 2000). DKF'de doğrusal olmayan sistemde doğrusallaştırma işlemi yapılmadan durum ve/veya parametre kestirimleri gerçekleştirilmektedir. DKF'de kestirimin gerçekleştirilebilmesi amacıyla, doğrusallaştırma işlemi yerine, dağılımlı dönüşüm (DD) kullanılmaktadır

DD'de durum dağılımları GKF'den farklı olarak sigma noktalar grubu ile ifade edilir. Daha sonra sigma noktalarının doğrusal olmayan sistemden geçirilmesi ile bir sonraki adım için durum dağılımlarının gerçek ortalama değer ve kovaryansları elde edilir (Haykin, 2001).

2.2.1. Dağılımlı dönüşüm

DD doğrusal olmayan bir sistemden geçirilen rasgele değişkenin istatistiğinin elde edilmesinde kullanılan bir yöntemdir (Haykin, 2001). Ayrıca DD doğrusal olmayan bir sistemin çıkışını iki basit düşünceden faydalanarak tanımlayan doğrusal olmayan dönüşümdür.

- Bir noktanın doğrusal olmayan dönüşümünün gerçekleştirilmesi nispeten kolay bir işlemdir.
- Durum vektörleri ile benzer olasıl özelliklere sahip olan durum uzayında sigma noktaları bulunabilir. Başka bir ifade ile DD, doğrusal olmayan bir model veya fonksiyondan ziyade, olasılık dağılımlarına yaklaşır (Jafarzadeh vd., 2011).

Doğrusal olmayan fonksiyonu $y = f(x)$ ve boyutu L olan rasgele bir değişken olmak üzere, x 'in ortalama değer ve kovaryansları sırasıyla \hat{x} ve P_x olsun. DD'de y doğrusal olmayan fonksiyonunun istatistiğini hesaplamak amacıyla yeni bir X matrisi oluşturulur. Oluşturulan X matrisi $2L + 1$ değerinde sigma vektöründen meydana gelir. X matrisi elemanları;

$$X_0 = \hat{x} \quad (2.12)$$

$$X_i = \hat{x} + (\gamma\sqrt{P_x})_i, i = 1, \dots, L \quad (2.13)$$

$$X_i = \hat{x} - (\gamma\sqrt{P_x})_{i-L}, i = L + 1, \dots, 2L \quad (2.14)$$

$$\gamma = \sqrt{L + \lambda} \quad (2.15)$$

denklemleri ile hesaplanır. Burada, λ ölçeklendirme parametresi olup $\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L$ ifadesi ile elde edilmektedir. Ölçeklendirme parametresinin elde edilmesinde ihtiyaç duyulan α katsayısı ise sigma noktalarının rasgele değişken olan x 'in etrafındaki yayılmasını belirler ve genellikle küçük değerlerde kullanılır ($1 \leq \alpha \leq 10^{-4}$). Aynı şekilde ölçeklendirme parametresinin hesaplanmasında kullanılan κ ikincil ölçeklendirme parametresidir ve genellikle $3 - k$ değerinde kullanılır (Haykin, 2001). $(\gamma\sqrt{P_x})_i$ ile gösterilen ifade X matrisinin i 'inci sütununu göstermekte olup burada karekök işlemi için Cholesky faktörizasyonu yöntemi kullanılabilir.

DD'de sigma vektörlerinin elde edilmesinin ardından sigma vektörleri doğrusal olmayan $y = f(x)$ fonksiyonundan geçirilir.

$$Y_i = f(X_i), i = 0, \dots, 2L \quad (2.16)$$

Böylece y 'nin ortalama değer ve kovaryansı sigma noktalarının ortalama değer ve kovaryansları kullanılarak kestirilir.

$$\hat{y} \approx \sum_{i=0}^{2k} W_i^{(m)} Y_i \quad (2.17)$$

$$P_y \approx \sum_{i=0}^{2k} W_i^{(c)} (Y_i - \hat{y})(Y_i - \hat{y})^T \quad (2.18)$$

Kestirim işleminde kullanılan sigma noktaları ağırlıkları,

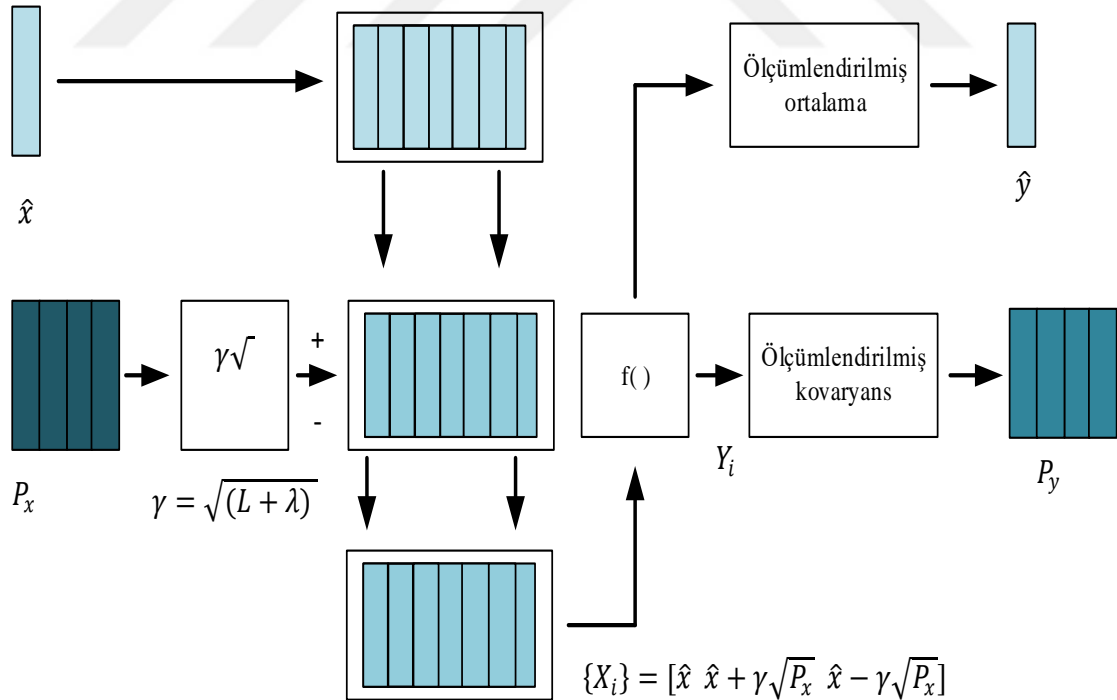
$$W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{L + \lambda} \quad (2.19)$$

$$W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{L + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (2.20)$$

$$W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{\lambda}{2(L + \lambda)}, i = 1, \dots, 2L \quad (2.21)$$

denklemleri ile hesaplanır. Burada β , x 'in önceki dağılımlarının bilgisini dahil etmek için kullanılmaktadır ve gaussian dağılımlar için optimal değeri 2'dir.

DD dönüşüm yaklaşımı kullanılarak gaussian girişlerde üçüncü dereceye kadar, gaussian olmayan girişlerde ise ikinci dereceye kadar doğru sonuç elde edilebilir. DD dönüşümden farklı olarak doğrusallaştırma yönteminde ise gaussian girişlerde birinci dereceye kadar doğru sonuçlar elde edilebilir. Ayrıca doğrusallaştırma yönteminde gerçekleştirilen yüksek dereceli terimlerin ihmalleri nedeniyle doğru sonuçlar elde edilmesi güçleşmektedir.



Şekil 2.1 Dağılımlı dönüşüm blok diyagramı

2.2.2. DKF algoritması

DKF algoritmasında başlangıç değerleri

$$\hat{x}_0 = E[x_0] \quad (2.22)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)] \quad (2.23)$$

ile belirlenir. DKF algoritmasında kullanılan DD de hesaplanan sigma noktaları;

$$X_{k-1} = [\hat{x}_{k-1} \quad \hat{x}_{k-1} + \gamma\sqrt{P_{k-1}} \quad \hat{x}_{k-1} - \gamma\sqrt{P_{k-1}}] \quad (2.24)$$

denklemleri ile belirlenir ve zaman güncelleme işlemi aşağıdaki denklemler ile gerçekleştirilir.

$$X_{k|k-1}^* = F(X_{k-1}, u_{k-1}) \quad (2.25)$$

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} X_{i,k|k-1}^* \quad (2.26)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} (X_{i,k|k-1}^* - \hat{x}_k^-)(X_{i,k|k-1}^* - \hat{x}_k^-)^T + Q_k \quad (2.27)$$

$$\hat{y}_k^- = H\hat{x}_k^- \quad (2.28)$$

Son olarak ölçüm güncelleme (Kalman kazancı, kestirilen durum ve/veya parametre hesabı ile hata kovaryansı hesabı) aşağıdaki denklemler gerçekleştirilerek tamamlanır.

$$P_{\hat{y}_k \hat{y}_k} = HP_k^- H^T + R_k \quad (2.29)$$

$$P_{x_k y_k} = P_k^- H^T \quad (2.30)$$

$$K_k = P_{x_k y_k} (P_{\hat{y}_k \hat{y}_k})^{-1} \quad (2.31)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - \hat{y}_k^-) \quad (2.32)$$

$$P_k = P_k^- - K_k P_{\hat{y}_k \hat{y}_k} K_k^T \quad (2.33)$$

Böylece DKF algoritması ile kestirim işlemi gerçekleştirilir (Haykin, 2001).

BÖLÜM III

OPTİMİZASYON

Optimizasyon problemleri, bilinmeyen parametrelerin belirli sınırları sağlayacak şekilde elde edildiği problemler olarak tanımlanabilirler (Karaboğa, 2011). Uygulamalarda karşılaşılan bu problemleri doğrusal veya doğrusal olmayan olarak sınıflandırmak mümkündür. Fakat bu problemlerin büyük bir bölümünü doğrusal olmayan problemler oluşturmakta olup çözümleri için ise belirgin ve sezgisel olmak üzere farklı yöntemler geliştirilmiştir. Kullanılan belirgin tabanlı algoritmalar (Özyineleyici en küçük kare, en küçük kare kestirimi vb.) optimizasyon probleminin modellenmesi gibi güçlükler içermektedirler. Bunun yanı sıra, elde edilen sonucun beklenen sonuçtan uzak olması veya beklenen sonuca yakın bir sonuç elde edilmesi için gerekli sürenin fazla olması nedenlerinden dolayı sezgisel algoritmalar tercih edilmektedirler. Bu tez kapsamında kullanılan diferansiyel gelişim algoritması (DGA) ise yaygın olarak kullanılan sezgisel algoritmalarından biridir (Keskintürk, 2006).

3.1. Diferansiyel Gelişim Algoritması

1995 yılında Storn ve Price tarafından tanıtılan evrim tabanlı DGA basit yapısına rağmen özellikle mühendislik ve benzer bilim alanlarında karşılaşılan gerçek-değerli optimizasyon problemleri için geliştirilmiş etkili bir algoritmadır (Storn ve Price, 1995). DGA, optimizasyon işlemi gerçekleştirilmesi amacıyla başlangıç popülasyonunu oluşturması ardından mutasyon, çaprazlama ve seçim işlemleri sırasıyla gerçekleştirilir. DGA'da gerçekleştirilen temel işlem adımları ve bu adımların ayrıntıları aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

3.1.1. Kodlama

Nümerik optimizasyon gerçekleştiren algoritmalarda parametrelerin kodlanması amacıyla bit dizileri şeklinde kodlama veya gray kodlama gibi yöntemler geliştirilmiştir. Fakat geliştirilen bu yöntemler ile kodlamada parametrelerin geniş dinamik sahaları tam olarak ifade edilememektedir. Bu yüzden DGA'da geniş dinamik sahalarının daha iyi

anlaşılması adına kayan noktalı sayılar kullanımı ile kodlama gerçekleştirilmektedir (Karaboğa, 2011).

3.1.2. Popülasyon Yapısı ve Parametre Sınırları

DGA'da kullanılan nüfus sayısı algoritmanın çalışma süresince sabit olup parametre sınırları ise fiziksel şartlar göz önünde bulundurularak seçilir. Parametreler için belirlenen sınırlar algoritmanın araştırma yapacağı bölgeyi belirlediğinden dolayı istenilen sonucun elde edilmesinde büyük önem taşırlar.

$$D, G_{max}, NP \geq 4, F \in (0,1 +), CR \in [0,1] \quad (3.1)$$

kontrol parametreleri olmak üzere, x^{min} ve x^{max} parametrelerin alt ve üst sınırlarıdır. Başlangıç nüfusu ise;

$$\forall i \leq NP \wedge \forall j \leq D: x_{j,i,G=0} = x_j^{min} + rand_j[0,1](x_j^{max} - x_j^{min}) \quad (3.2)$$

$$i = (1,2, \dots, NP), j = (1,2, \dots, D), G = 0, rand_j[0,1] \in [0,1] \quad (3.3)$$

ifadesi ile oluşturulur.

3.1.3. Mutasyon

Mutasyon, amaç vektörlerinin tamamı ya da bir bölümü üzerinde değişiklikler meydana getirilmesidir. Diğer bir ifade ile mutasyon işleminin hedefi, amaç vektörlerinin istenilen yönde ve istenilen miktarda hareketini sağlamaktır. Bu işlemin DGA'da uygulanabilmesi için rastgele seçilmiş üç (r_1, r_2, r_3) farklı amaç vektörü gerekli olup bu üç amaç vektöründen ikisinin ağırlıklandırılmış farkları alınarak diğer amaç vektörüne eklenir. Böylece çaprazlama işlemi için kullanılacak olan mutasyona uğramış amaç vektörü M_k^i elde edilmiş olur (Karaboğa, 2011; Keskindürk, 2006; Qin vd., 2009).

$$M_k^i = x_{r_1}^i + F \times (x_{r_2}^i - x_{r_3}^i), i = (1,2, \dots, n); \quad (3.4)$$

$$r_1, r_2, r_3 \in \{1, 2, \dots, NP\}, r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i \text{ (rastgele seçilmiş)} \quad (3.5)$$

3.1.4.Çaprazlama

Çaprazlama işleminde mutasyon işleminin gerçekleştirilmesi sonucunda elde edilen amaç vektörü kullanılarak deneme vektörü (C_k^i) elde edilir. CR , 0 ile 1 değer aralığında olan çaprazlama oranı olmak üzere, deneme vektörünün mevcut kromozomdan seçilme ihtimali CR iken ağırlıklandırılmış fark kromozomundan seçilme ihtimali $1 - CR$ ile ifade edilir. Çaprazlama fonksiyonu;

$$C_k^i = \begin{cases} M_k^i, & \text{eğer } rand^i[0,1] \leq CR \\ P_k^i, & \text{diğer} \end{cases}, i = (1,2, \dots, n); \quad (3.6)$$

şeklinde tanımlanır.

3.1.5.Seçilim

Çaprazlama işleminden sonra gerçekleştirilen seçim işleminde üretilen vektörlerin popülasyona dahil olma şartları belirlenir ve bu şekilde yeni nesil elde edilmiş olur. DGA'da ebeveynler ile yeni bireyler karşılaştırılır. Böylece, eğer ebeveynlerin gelişimi yeni üretilen bireylerden daha iyi ise bu durumda yeni bireyler ile değiştirilmezler ve yeni üretilen bireylerin gelişimi daha iyi olana kadar nüfusta kalırlar (Karaboğa, 2011). Seçim fonksiyonu;

$$P_{k+1}^i = \begin{cases} C_k^i, & \text{eğer } f(C_k^i) \leq f(P_k^i) \\ P_k^i, & \text{diğer} \end{cases}, i = (1,2, \dots, n); \quad (3.7)$$

ile ifade edilir.

DGA algoritmasının gerçekleştirilmesine ilişkin sözde kod, Çizelge 3.1'de verilmiş olup burada, P_k nüfusu, yani çözüm vektörünü; M_k mutasyondan sonraki nüfusu; C_k çaprazlama sonrası nüfusu, NP nüfus büyüklüğünü, F diferansiyel değişimi kontrol eden gerçek ve sabit katsayıyı; CR çaprazlama oranını, $f(.)$ ise maliyet fonksiyonunu ifade etmektedir.

Çizelge 3.1 DGA sözde kodu

Algoritma: DGA (NP, F, CR)
//Karşıt-tabanlı başlangıç nüfusu:
 $k = 0$;
 P_0 için rastgele n adet rastgele birey oluştur;
// P_0 'a ait maliyet değerlerini hesapla:
 P_0 'daki her birey için $f(x)$ 'i hesapla;
do {
 //Sonraki Nesil:
 //1. Mutasyon:
 P_0 'dan, P_0 'daki her birey için rastgele üç adet birey seç;
 $(x_{r_1}, x_{r_2}, x_{r_3}; r_1 \neq r_2 \neq r_3)$;
 $M_k^i = x_{r_1}^i + F \times (x_{r_2}^i - x_{r_3}^i), i = (1, 2, \dots, n)$;
 //2. Çaprazlama:
 $C_k^i = \begin{cases} M_k^i, & \text{eğer } rand^i[0,1] \leq CR \\ P_k^i, & \text{diğer} \end{cases}, i = (1, 2, \dots, n)$;
 // C_k 'ya ait maliyet değerlerini hesapla:
 C_k 'daki her birey için $f(x)$ 'i hesapla;
 //3. Seçme:
 $P_{k+1}^i = \begin{cases} C_k^i, & \text{eğer } f(C_k^i) \leq f(P_k^i) \\ P_k^i, & \text{diğer} \end{cases}, i = (1, 2, \dots, n)$;
 // En iyi bireyi güncelle:
 // Arttırma:
 $k = k + 1$; }
while $k \leq \text{Maksimum Nesil}$

BÖLÜM IV

BENZETİM ÇALIŞMALARI

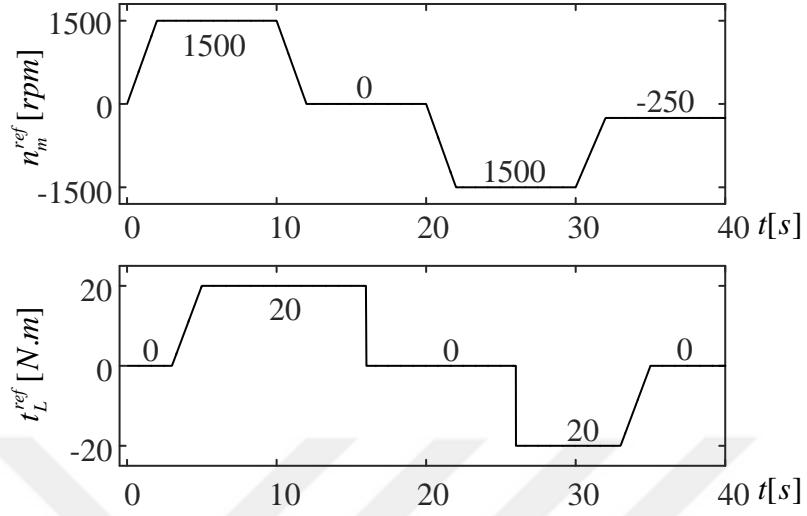
Bu kısımda ASM'nin iki farklı genişletilmiş modelinin kullanıldığı GKF ve DKF algoritmaları benzetim ortamında gerçekleştirilmiştir. Ayrıca gerçekleştirilen algoritmalara ait sistem ve ölçme gürültü kovaryans matrisleri DGA kullanılarak optimize edilmiştir. Bu tez çalışmasında, Akin vd. (2006) ve Jafarzadeh vd. (2012)'de gerçekleştirilen çalışmalardan farklı olarak, optimize edilmiş GKF ve DKF algoritmalarının kestirim başarımları benzetim ortamında karşılaştırılmıştır. İlk olarak, 5. dereceden genişletilmiş ASM modelinin (Model-I'in) kullanıldığı GKF ve DKF algoritmaları yardımıyla duran eksen takımındaki stator akımı ($i_{s\alpha}$, $i_{s\beta}$) ve rotor akısı ($\varphi_{r\alpha}$, $\varphi_{r\beta}$) bileşenlerine ek olarak rotor mekanik hızının (ω_m) eş-zamanlı kestirimi gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen ikinci çalışmada ise mekanik hareket eşitliğini de kapsayan genişletilmiş ASM modeli (Model-II) kullanıldığından, hız kestiriminin gerçekleştirilebilmesi için hareket eşitliğindeki yük momenti (t_L) ifadesinin bilinmesi gerekmektedir. Yani, Model-II'de, Model-I'den farklı olarak, hız parametre yerine durum olarak kestirilmiştir. Bilinmeyen t_L girişini ölçmek yerine, Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmaları yardımıyla ilk çalışmada kestirilen 5 durum/parametreye ek olarak viskoz sürtünme terimini de kapsayan t_L kestirimi 6. parametre olarak gerçekleştirilmiştir.

GKF ve DKF tabanlı hız-algılayıcısız sürücüye ait blok diyagramı Şekil 4.1'de ve benzetim çalışmalarında kullanılan ASM'nin parametreleri Çizelge 4.1'de verilmiştir.

Çizelge 4.1 Benzetim ortamında kullanılan ASM'ye ait parametreler.

$P(kW)$	$f(Hz)$	$V(V)$	$I(A)$	$J_L(kg\ m^2)$	$B_L(Nm/(rad/s))$	P_p
2	50	380	6.9	0.0183	0.001	2
$R_s(\Omega)$	$R'_r(\Omega)$	$L_s(H)$	$L_r(H)$	$L_m(H)$	$N_m(rpm)$	$T_e(Nm)$
2.283	2.133	0.2311	0.2311	0.22	1430	20

Benzetimlerde kontrol sistemine giriş olarak verilen hız referansı bilgisi (n_m^{ref}) ve ASM'ye uygulanan yük momentini (t_L^{ref}) bilgisi Şekil 4.2'de verilmiştir.



Şekil 4.2 Kontrol sistemine giriş olarak verilen hız referansı bilgisi ve ASM'ye uygulanan yük momentini

4.1. Optimize Edilmiş Model-I Tabanlı GKF ve DKF Algoritmalarının Geliştirilmesi ve Benzetim Sonuçlarının Karşılaştırılması

ASM'nin rotor akısı temelli duran eksen takımı için genişletilmiş matematiksel modeline ait geliştirilmiş ifadenin ayrıklaştırılmış sistem eşitliği;

$$\begin{aligned}
 x_e(k+1) &= f_e(x_e(k), u_e(k)) + \omega_1 \\
 &= A_e(x_e(k))x_e(k) + B_e u_e(k) + \omega_1
 \end{aligned} \tag{4,1}$$

olmak üzere ölçüm eşitliği;

$$\begin{aligned}
 Z(k) &= h_e(x_e(k)) + \omega_2 \\
 &= H_e x_e(k) + \omega_2
 \end{aligned} \tag{4,2}$$

olarak verilir. Burada x_e genişletilmiş durum matrisini, f_e girişler ve durumlara ait doğrusal olmayan fonksiyonu, u_e kontrol girişlerini, A_e sisteme ait matrisini, B_e girişlere ait matrisi, h_e çıkış fonksiyonunu ve H_e ölçüm matrisini ifade etmektedir. Bunlara ek

olarak Eşitlik (4.1) ve (4.2)'de bulunan ω_1 ve ω_2 ise sırasıyla sistem ve ölçüm gürültülerini ifade etmektedirler.

ω_m kestirimi için genişletilmiş ASM modeli, Eşitlik (4.1) ve (4.2)'deki biçimde ifade edilirse x_e genişletilmiş durum matrisi;

$$x_e = [i_{s\alpha}(k) \quad i_{s\beta}(k) \quad \varphi_{r\alpha}(k) \quad \varphi_{r\beta}(k) \quad \omega_m(k)]$$

A_e sistem matrisi;

$$A_e \triangleq \begin{bmatrix} 1 - Ta_1 & 0 & \frac{TL_m R'_r}{L_\sigma L_r'^2} & \frac{TL_m}{L_\sigma L_r'} p_p \omega_m(k) & 0 \\ 0 & 1 - Ta_1 & \frac{TL_m}{L_\sigma L_r'} p_p \omega_m(k) & \frac{TL_m R'_r}{L_\sigma L_r'^2} & 0 \\ \frac{R'_r}{L_r'} TL_m & 0 & 1 - \frac{TR'_r}{L_r'} & -T p_p \omega_m(k) & 0 \\ 0 & \frac{R'_r}{L_r'} TL_m & T p_p \omega_m(k) & 1 - \frac{TR'_r}{L_r'} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

B_e giriş matrisi, u_e kontrol girişleri ve H_e ölçüm matrisi;

$$B_e = \begin{bmatrix} \frac{T}{L_\sigma} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T}{L_\sigma} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, u_e = [v_{s\alpha}(k) \quad v_{s\beta}(k)]$$

$$H_e = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, L_\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_r}, a_1 = \frac{R_s}{L_\sigma} + \frac{L_m^2 R'_r}{L_\sigma L_r'^2}$$

ile verilebilir. Burada, R_s stator direnci, R_r rotor direnci, L_s , L_r ve L_m sırasıyla stator, rotor ve mıknatıslanma endüktansı, T örnekleme zamanı, p_p ASM'nin kutup çifti sayısı, L_σ stator geçici endüktansıdır. Ayrıklaştırılmış modelin giriş matrisinde bulunan $v_{s\alpha}$ ve $v_{s\beta}$ ASM'ye uygulanan stator gerilimlerinin sırasıyla α ve β duran eksen takımı bileşenlerini ifade etmektedir. Ayrıca genişletilmiş durum matrisinde bulunan $i_{s\alpha}$ ve $i_{s\beta}$

stator akımının, $\varphi_{r\alpha}$ ve $\varphi_{r\beta}$ ise rotor akısının duran eksen takımı bileşenlerini ve ω_m rotor açısal hızını (rad/s) ifade etmektedir.

4.1.1. Model-I tabanlı GKF algoritmasının geliştirilmesi

Model-I'in kullanıldığı GKF algoritmasına ait işlem basamakları sırasıyla aşağıdaki gibi verilebilir:

- ASM'nin ayrıklaştırılmış modelinin elde edilmesi
- GKF algoritmasının başlangıç değerlerinin belirlenmesi
- Doğrusal olmayan sistem modelinin türev işlemi ile doğrusallaştırılması
- Zaman güncellemesi
- Ölçüm güncellemesi

GKF algoritmasına ilişkin yukarıda verilen işlem basamaklarının ayrıntıları Bölüm 2'de sunulmuştur.

4.1.2. Model-I tabanlı DKF algoritmasının geliştirilmesi

Model-I'in kullanıldığı DKF algoritmasına ait işlem basamakları sırasıyla aşağıdaki gibi verilebilir:

- ASM'nin ayrıklaştırılmış modelinin elde edilmesi
- DKF algoritmasının başlangıç değerlerinin belirlenmesi
- DD kullanılarak doğrusal olmayan sistemde sigma noktalarının belirlenmesi
- Zaman güncellemesi
- Ölçüm güncellemesi

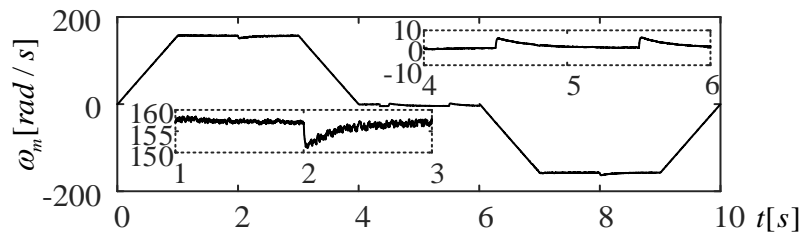
DKF algoritmasına ilişkin yukarıda verilen işlem basamaklarının ayrıntıları Bölüm 2'de sunulmuştur.

4.1.3. Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının DGA ile optimizasyonu

Bölüm 1’de anlatıldığı üzere doğrusal olmayan sistemlerde kullanılan GKF ve DKF algoritmalarının kestirim başarımları gürültü kovaryans matrislerinin (Q, R) doğru olarak seçilmesine bağlıdır. Bu çalışmada, kullanılan iki algoritma arasında karşılaştırma işlemi gerçekleştirildiğinden dolayı; gürültü kovaryans matrislerinin optimize edilerek en uygun değerlerde seçilmesi karşılaştırmanın daha adil olması bakımından gereklidir. GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonunun gerçekleştirilebilmesi için yapılan işlemler aşağıda sıralanmıştır.

- Kestirim algoritmalarında kullanılmak üzere uygulanacak olan $v_{s\alpha}$, $v_{s\beta}$, $i_{s\alpha}$ $i_{s\beta}$ ve ω_m ’nin elde edilmesi,
- GKF ve DKF algoritmalarında kullanılacak olan gürültü kovaryans matrislerinin kullanıcı tarafından belirlenen sınırlar içerisinde oluşturulması,
- ASM’nin modelinden elde edilen hız bilgisi (ölçülen hız) ile GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirilmiş hız bilgisi arasındaki farkın karelerinin ortalaması ile hesaplanan hata teriminin elde edilmesi,
- Üretilen farklı gürültü kovaryans matrislerinin kullanılması ile elde edilen yeni hata terimlerinin daha önce elde edilen en küçük değerdeki hata terimi ile karşılaştırılması ve en küçük hata teriminin seçilmesi,
- DGA’da elde edilen yeni gürültü kovaryans matrisleri ile hata teriminin kullanıcı tarafından belirlenen değeri sağlayıncaya kadar optimizasyona devam edilmesidir.

Maliyet fonksiyonunda yer alan ölçülen hız bilgisi Şekil 4.3’te görülmektedir.



Şekil 4.3 Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonunda kullanılan hız verisi

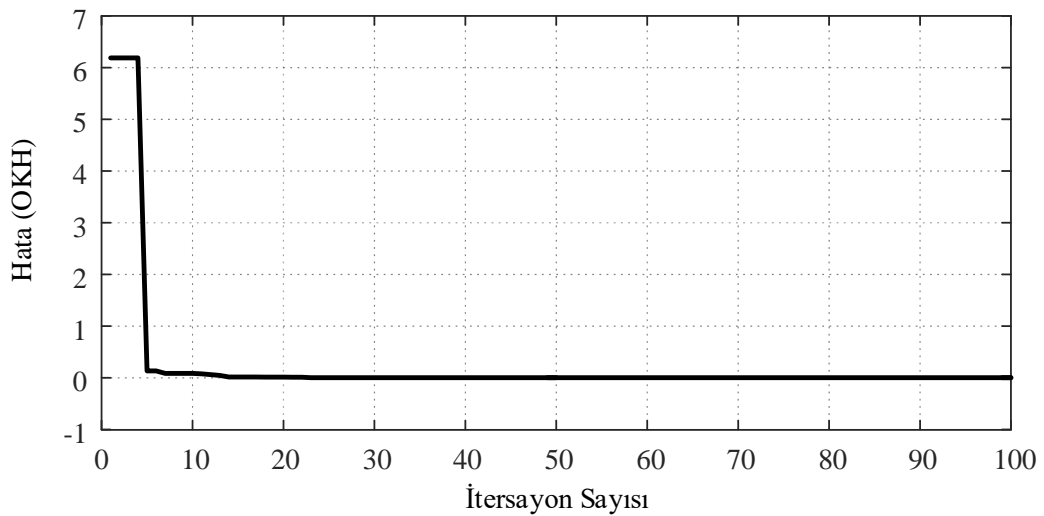
GKF ve DKF algoritmaları ve bu algoritmaların optimizasyonları Matlab ortamında gerçekleştirilmiş olup, optimizasyon işlemlerinde kullanılan DGA parametreleri aşağıda verilmiştir:

- İterasyon sayısı: 100
- Nüfus büyüklüğü: 50
- Çaprazlama oranı: 0.9
- Bütün değişkenler için optimizasyon alt sınır değeri: 1e-15
- Bütün değişkenler için optimizasyon üst sınır değeri 1

DGA’da kullanılan parametreler, optimizasyon işlemi birçok defa tekrarlanarak deneme-yanılma yöntemi ile belirlenmiştir. Ayrıca, optimizasyonda kullanılan maliyet fonksiyonu Eşitlik 4.3’teki gibidir.

$$Hata (OKH) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\omega_m(i) - \hat{\omega}_m(i))^2 \quad (4.3)$$

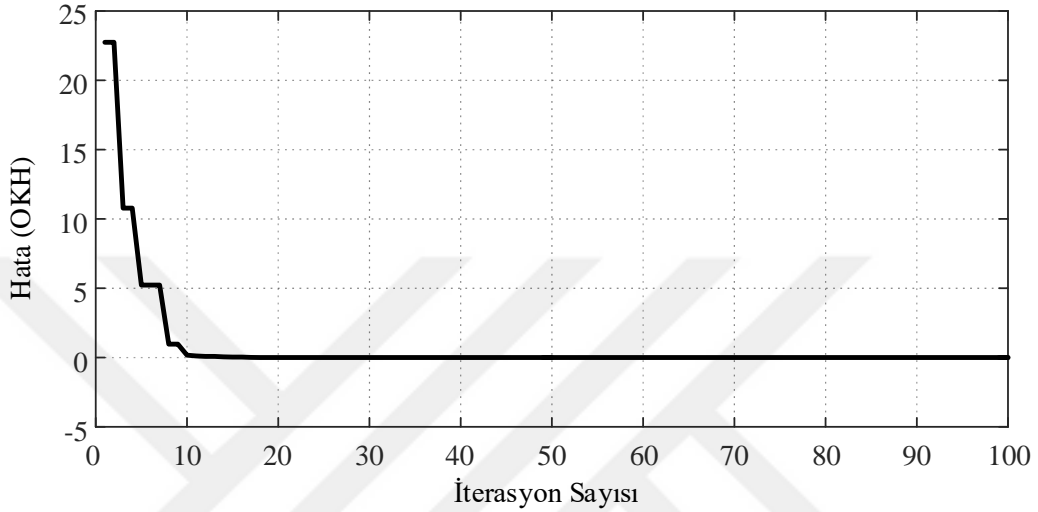
Burada $\omega_m(i)$ i . iterasyonda ölçülen hız bilgisi, $\hat{\omega}_m(i)$ i . andaki kestirilen hız bilgisi ve n kullanılan 100000 adetlik veri sayısını ifade etmektedir. GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonuna ait yakınsama eğrileri sırasıyla Şekil 4.4 ve Şekil 4.5’te sunulmuştur. 100 iterasyon sonucunda elde edilen en iyi bireyler ve Ortalama Karasel Hatanın (OKH’nin) en düşük değeri aşağıdaki Çizelge 4.2’de verilmiştir.



Şekil 4.4 Model-I tabanlı GKF algoritmasında her iterasyon için OKH’nin değişimi

Çizelge 4.2 Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından benzetim ortamında elde edilen hata ve en iyi bireylere ait değerler.

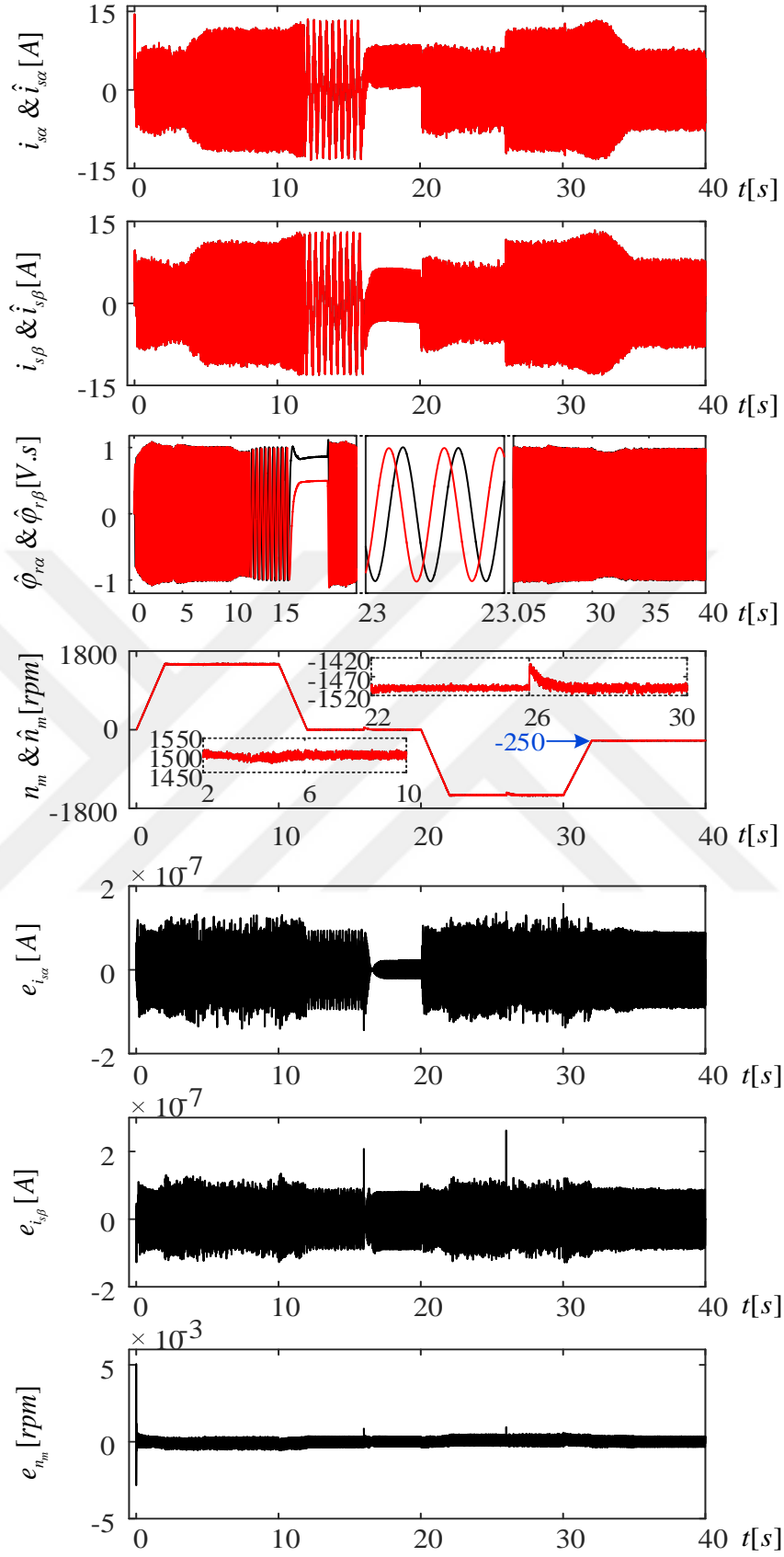
Algoritma	Hata (OKH)	q_i	q_p	q_ω	r
GKF	2.8259e-3	1.4934e-8	1e-15	1	2.4068e-8
DKF	2.7778e-3	1e-15	1e-15	1	2.0855e-12



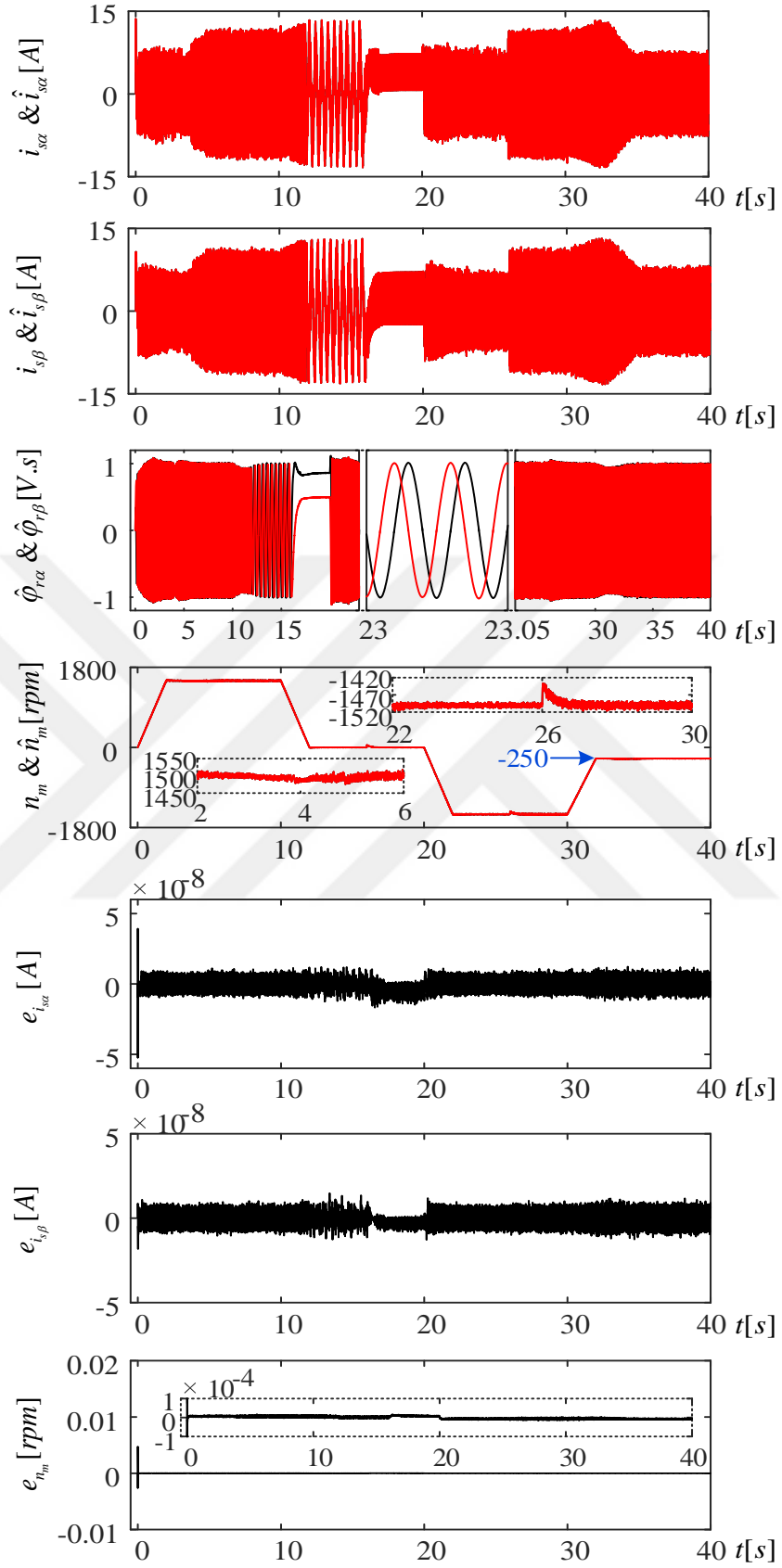
Şekil 4.5 Model-I tabanlı DKF algoritmasında her iterasyon için OKH'nin değişimi

4.1.4. Optimize edilmiş Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının benzetim sonuçları

Optimizasyondan elde edilen gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı optimize edilmiş GKF ve DKF algoritmalarının karşılaştırılabilmesi için Şekil 4.2'deki senaryolar belirlenmiştir. Belirlenen senaryoda, GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim sonuçlarına ait hatalar sırasıyla Şekil 4.6 ve Şekil 4.7'de sunulmuştur. Şekil 4.6-4.10'da $i_{s\alpha}$ ve $i_{s\beta}$ ile stator akımlarının α ve β duran eksen takımı bileşenlerini, $\hat{i}_{s\alpha}$ ve $\hat{i}_{s\beta}$ ile kestirilen stator akımı bileşenlerini, $\hat{\varphi}_{r\alpha}$ ve $\hat{\varphi}_{r\beta}$ ile kestirilen rotor akısı bileşenlerini, n_m ve \hat{n}_m ile sırasıyla ölçülen ve kestirilen hız bilgisini, $e_{i_{s\alpha}}$ ve $e_{i_{s\beta}}$ ile gerçek ile kestirilenin farkı olarak tanımlı stator akımlarının α ve β bileşenlerine ait hataları, e_{n_m} ile hız kestirimi hataları ifade edilmektedir. Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmaları ile gerçekleştirilen benzetim çalışmalarında her iki algoritma için de $T = 100\mu s$ olarak seçilmiştir.



Şekil 4.6 Model-I tabanlı GKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.



Şekil 4.7 Model-I tabanlı DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.

4.2. Optimize Edilmiş Model-II Tabanlı GKF ve DKF Algoritmalarının Elde Edilmesi ve Benzetim Sonuçlarının Karşılaştırılması

ASM'nin ayrıklaştırılmış genel modelinin denklemleri Eşitlik (4.1) ve (4.2)'de verilmiştir. Model-II'de, Model-I'de sabit parametre olarak kabul edilen ω_m , hareket eşitliği yardımıyla sistem durumu olarak tanımlanmıştır. Bununla birlikte, hız kestiriminin gerçekleştirilebilmesi için hareket eşitliğinde yer alan yük momentinin (t_L) bilinmesi gerekmektedir. Bu nedenle, gerekli olan t_L , ölçülmek yerine, sisteme sabit parametre olarak dahil edilerek kestirme yoluna gidilmiştir. Dolayısıyla Eşitlik (4.1) ve (4.2)'de verilen genel denklemler değişmediği halde model değiştiğinden dolayı x_e , A_e , B_e ve H_e değişir. Böylece ω_m ve t_L 'nin eş zamanlı kestirimi için kullanılan genişletilmiş modelin x_e durum matrisi ve ; u_e kontrol girişleri;

$$x_e = [i_{s\alpha}(k) \quad i_{s\beta}(k) \quad \varphi_{r\alpha}(k) \quad \varphi_{r\beta}(k) \quad \omega_m(k) \quad t_L(k)], u_e = [v_{s\alpha}(k) \quad v_{s\beta}(k)]$$

A_e sistem matrisi;

$$A_e \triangleq \begin{bmatrix} 1 - Ta_1 & 0 & \frac{TL_m R'_r}{L_\sigma L_r'^2} & \frac{TL_m}{L_\sigma L_r'} p_p \omega_m(k) & 0 & 0 \\ 0 & 1 - Ta_1 & \frac{TL_m}{L_\sigma L_r'} p_p \omega_m(k) & \frac{TL_m R'_r}{L_\sigma L_r'^2} & 0 & 0 \\ \frac{R'_r}{L_r'} TL_m & 0 & 1 - \frac{TR'_r}{L_r'} & -Tp_p \omega_m(k) & 0 & 0 \\ 0 & \frac{R'_r}{L_r'} TL_m & Tp_p \omega_m(k) & 1 - \frac{TR'_r}{L_r'} & 0 & 0 \\ -Ta_2 \psi_{r\beta}(k) & Ta_2 \psi_{r\alpha}(k) & 0 & 0 & 1 - \frac{B_L}{J_L} & -\frac{T}{J_L} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

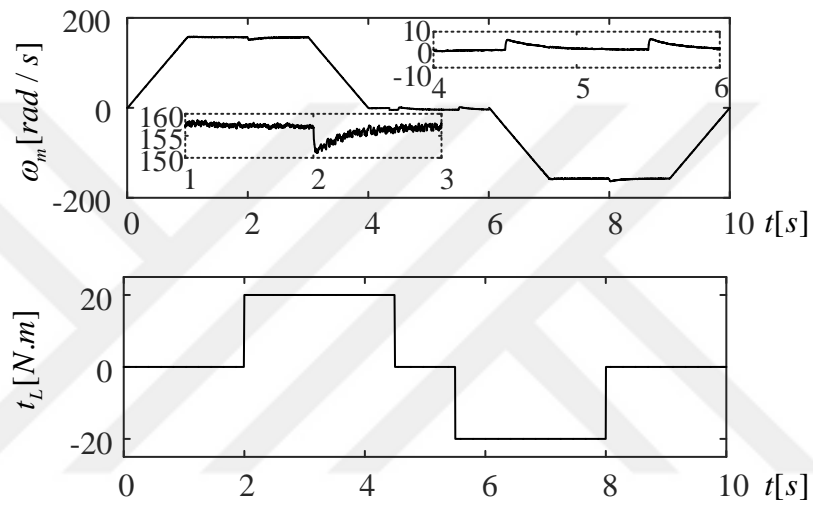
B_e giriş matrisi, ve H_e ölçüm matrisi;

$$B_e = \begin{bmatrix} \frac{T}{L_\sigma} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T}{L_\sigma} & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, H_e = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, a_2 = \frac{3 p_p L_m}{2 J_L L_r'}$$

şeklinde ifade edilir.

Burada Model-I'de daha önce belirtilen ASM parametrelerine ek olarak J_L sistemin toplam eylemsizlik katsayısını ve B_L viskoz sürtünme katsayısını ifade etmektedir.

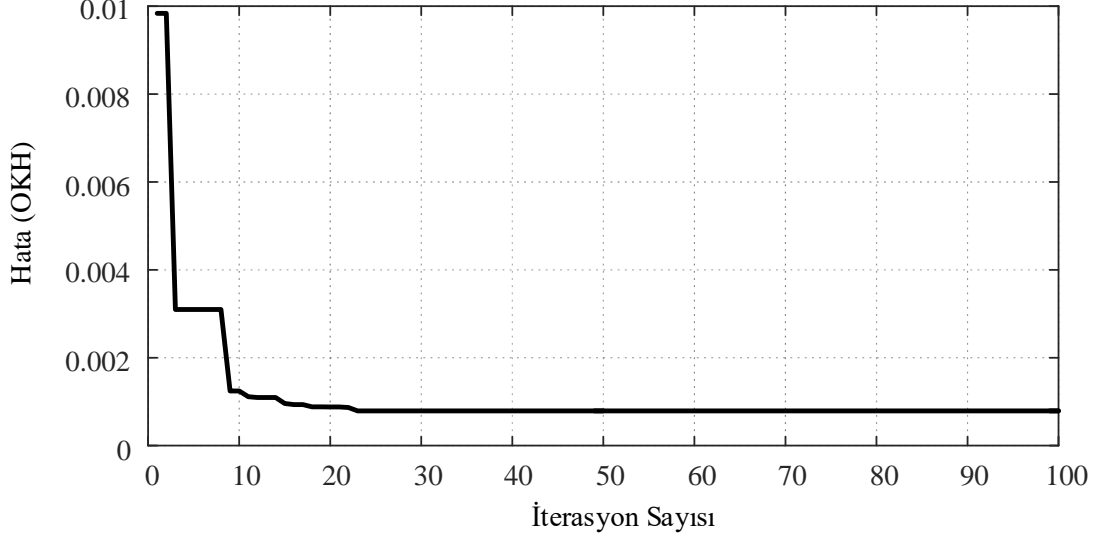
Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının tasarım ve optimizasyon süreci Model-I tabanlı algoritmalara benzerdir. Model-II'de artırılan durum sayısından dolayı sistem gürültü kovaryans matrisinin elemanlarında, yani optimize edilecek parametre sayısında, artış meydana gelmiştir. Optimizasyonda kullanılacak olan hız bilgisi (ω_m) ve motora uygulanan yük momentini (t_L) bilgisi Şekil 4.8'de sunulmuştur.



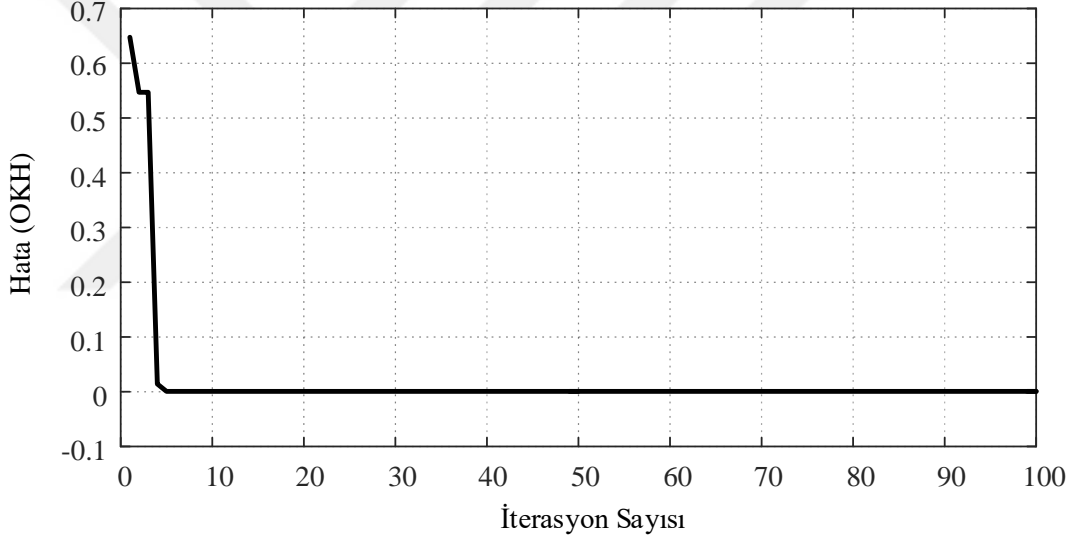
Şekil 4.8 Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonunda kullanılan hız verisi ve motora uygulanan yük momentini bilgisi

Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonları, Model-I tabanlı da olduğu gibi Matlab simulink ortamında gerçekleştirilmiştir. Kullanılan DGA parametreleri Bölüm 4.1.3'de sunulan Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonunda kullanılan DGA parametreleri ile aynıdır.

Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonuna ait yakınsama eğrileri Şekil 4.9 ve Şekil 4.10'da sunulmuştur. 100 iterasyon sonucunda elde edilen en iyi bireyler ve OKH'nin en düşük değeri Çizelge 4.3'te verilmiştir.



Şekil 4.9 Model-II tabanlı GKF algoritmasının için her iterasyonda OKH'nin değişimi



Şekil 4.10 Model-II tabanlı DKF algoritmasının için her iterasyonda OKH'nin değişimi

Çizelge 4.3 Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından benzetim ortamında elde edilen hata ve en iyi bireylere ait değerler

Algoritma	Hata (OKH)	q_i	q_p	q_ω	q_{tL}	r
GKF	7.8924e-5	1e-15	1e-15	1e-15	0.9764	1e-15
DKF	7.8924e-5	1e-15	1e-15	1e-15	0.8201	1e-15

Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmaları ile gerçekleştirilen benzetim çalışmalarında her iki algoritma içinde $T = 100\mu s$ olarak seçilmiştir. GKF ve DKF algoritmalarının

DGA ile optimizasyonunda 100000 adetlik veri seti kullanılmış olup, optimize edilmiş Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirime ait hata değerleri sırasıyla Şekil 4.11 ve Şekil 4.12’de sunulmuştur.

Şekil 4.11 ve Şekil 4.12’de, Şekil 4.6-4.10’dan farklı olarak, t_L , \hat{t}_L ve e_{t_L} sırasıyla motora uygulanan yük momentini, GKF ve DKF ile kestirilen yük momentini ve yük momenti kestirimindeki hataları ifade etmektedir.

Gerçekleştirilen benzetim çalışmalarında, Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen Şekil 4.6 ve Şekil 4.7’deki sonuçlara ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen Şekil 4.11 ve Şekil 4.12’deki sonuçlara göre, DGA ile optimize edilen GKF ve DKF algoritmaları için yaklaşık olarak aynı gürültü kovaryans matrislerinin elde edilmesi sonucunda iki algoritmanın kestirim başarımlarının birbirlerine çok yakın olduğu gözlenmiştir. Bu yüzden algoritmaların aynı gürültü kovaryans matrisleri için kestirim başarımlarının incelenmesi amacıyla deneme-yanılma yöntemi ile elde edilen aşağıdaki gürültü kovaryans matrisleri Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarına uygulanmıştır. Aynı gürültü kovaryans matrisine sahip algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları Şekil 4.13 ve Şekil 4.14’te sunulmuştur.

$$Q = \text{diag} [1e - 8(A)^2 \quad 1e - 8(A)^2 \quad 1e - 10(V.sn)^2 \quad 1e - 10(V.sn)^2 \\ 1e - 8(rad/sn)^2 \quad 1e - 5(N.m)^2]$$

$$R = \text{diag}[1e - 15(A)^2 \quad 1e - 15(A)^2]$$

$$P = \text{diag} [10(A)^2 \quad 10(A)^2 \quad 10(V.sn)^2 \quad 10(V.sn)^2 \\ 10(rad/sn)^2 \quad 10(N.m)^2]$$

4.3. Gerçekleştirilen Benzetim Çalışmaları ile İlgili Gözlemler

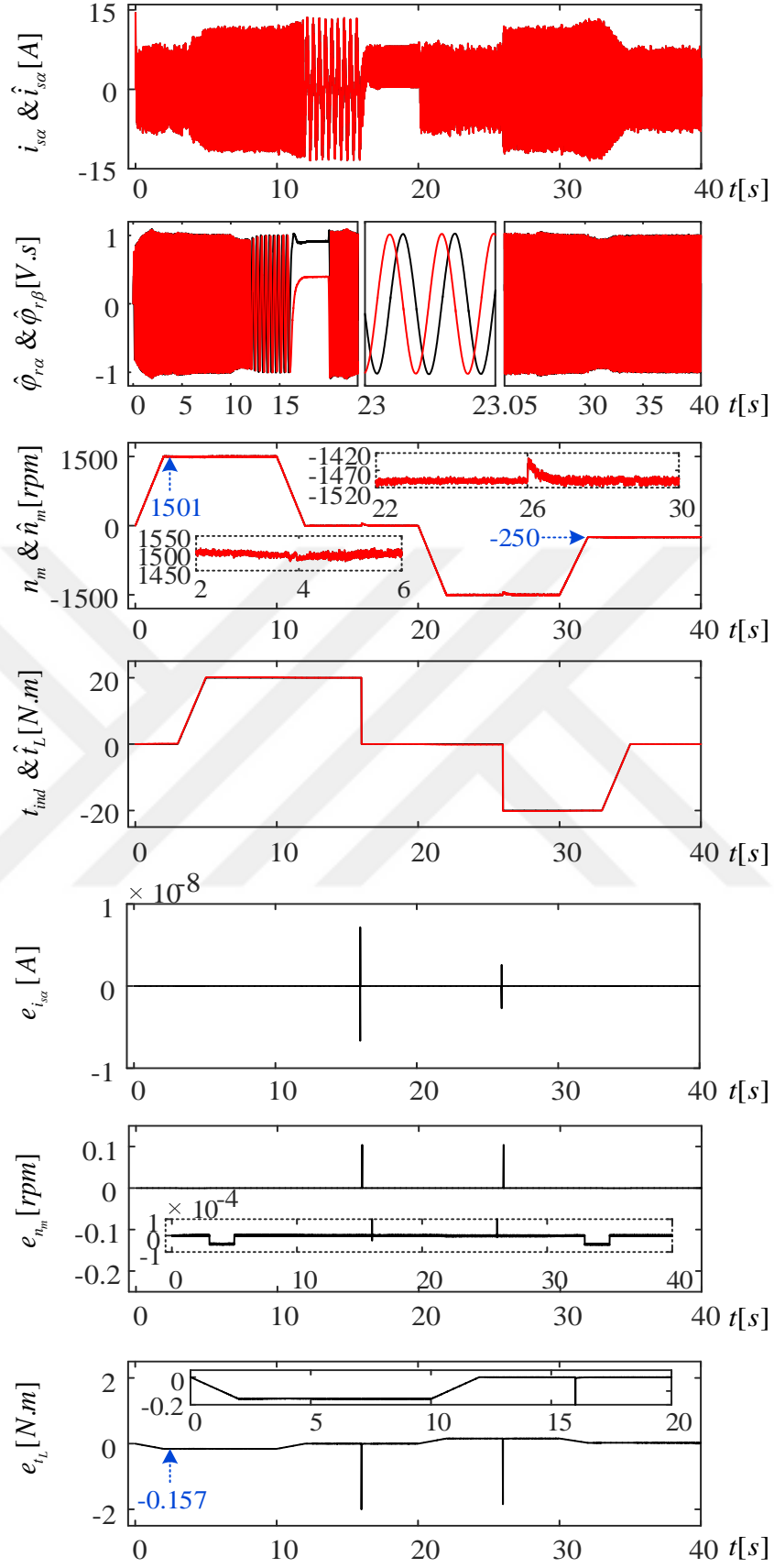
Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen benzetim sonuçları incelendiğinde; her iki algoritma, kestirilen durum ve parametrelerin başlangıç koşullarının sıfır olmasına rağmen algoritmalar çok kısa bir sürede gerçek değerlerine yakınsadığı görülmektedir. Ayrıca, $2 < t < 10 [sn]$ ve $22 < t < 30 [sn]$ aralığında yüksek hızda (1500 [rpm]) çalışan ASM’ye uygulanan doğrusal ve basamak şeklindeki

t_L deęişimlere raęmen algoritmaların yüksek başarılı kestirimler gerçekleştirdięi gözlenmiştir. Benzer şekilde, $12 < t < 20$ [sn] aralığında sıfır hızda ASM'ye uygulanan t_L , 20 [N.m]'den 0 [N.m]'ye, $32 < t < 40$ [sn] aralığında -250 [rpm]'de çalışan ASM'nin yükü, 20 [N.m]'den 0 [N.m]'ye doğrusal olarak düşürülmüş ve bu zorlayıcı koşullar altında dahi algoritmaların yüksek başarılı kestirimler gerçekleştirdięi görülmektedir. Son olarak, kestirim algoritmaları için en zorlu durum olan sıfır hız sıfır moment (doęru akım) koşulu $16 < t < 20$ [sn] aralığında gerçekleştirilmiş ve bu zorlu duruma raęmen algoritmaların bu zorlu durumun başarıyla üstesinden geldięi görülmektedir. Benzetim çalışmalarından elde edilen dięer bir önemli sonuç ise, Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının DGA ile optimizasyon işleminden elde edilen hata ve en iyi bireylerin her iki algoritmada da çok yakın deęerlerde olmasıdır. Bu durum benzetim çalışmaları için GKF ve DKF algoritmalarının benzer gürültü kovaryans matrisleri için benzer karakteristikler sergilediklerini göstermektedir. Ayrıca, Model-I tabanlı algoritmalar ile Model-II tabanlı algoritmaların DGA ile optimizasyonundan elde edilen sonuçlar deęerlendirildiğinde, Model-II tabanlı algoritmalar için elde edilen hata deęerinin daha düşük olduęu görülmektedir. Bu durum Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarında, Model-I tabanlı algoritmalarından farklı olarak, hızın durum olarak kestirilmesinden kaynaklanmaktadır.

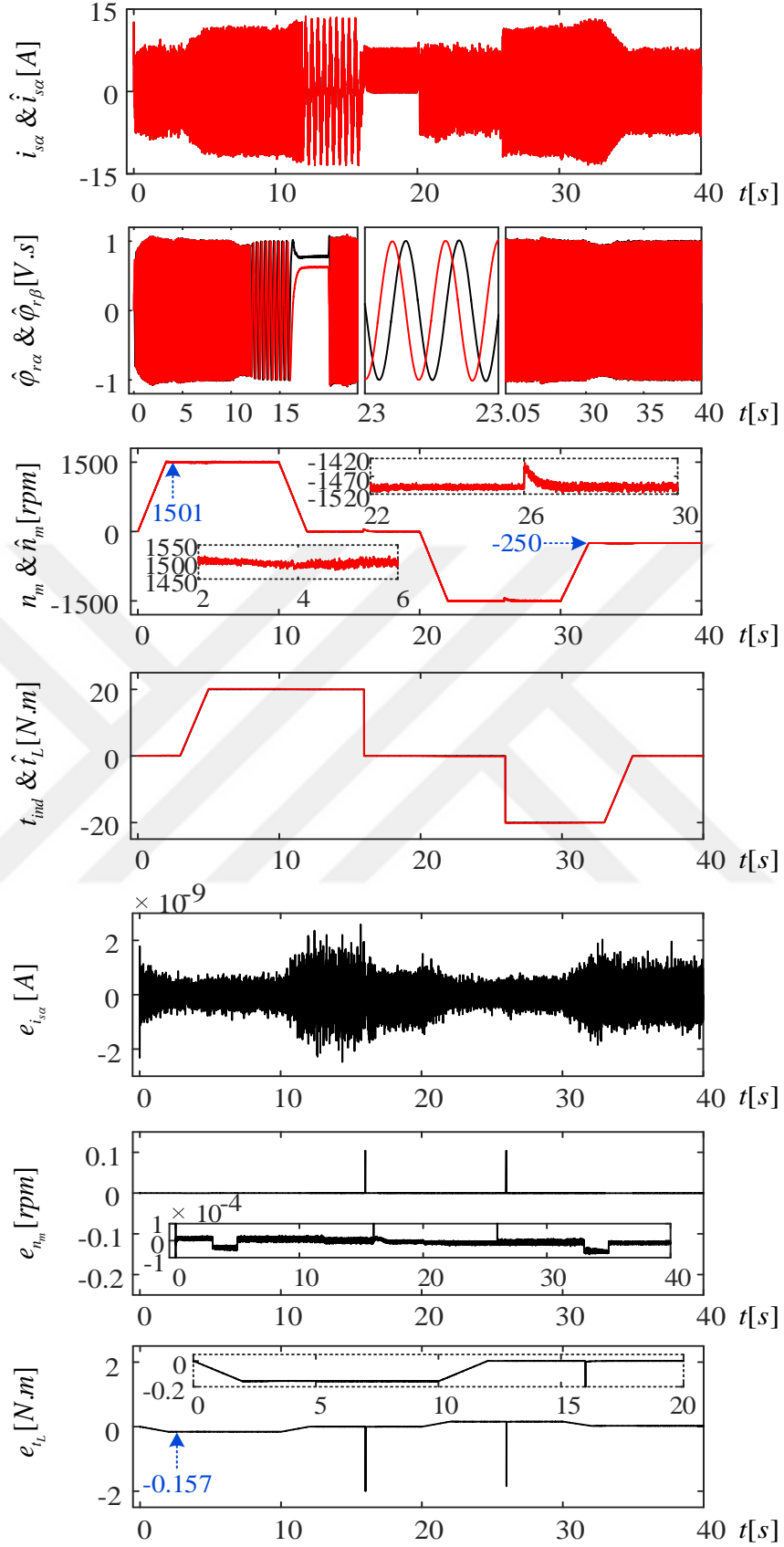
Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının işlem yükünü belirlemek amacıyla Matlab tic ve toc komutları kullanılmıştır. Çevrim süresinin daha doęru elde edilebilmesi için Model-I ve Model-II tabanlı her iki algoritma benzetim ortamında başarımlarının test edildięi 40 saniyelik senaryo için 50 şer kere çalıştırılarak elde edilen çevrim sürelerinin ortalaması Çizelge 4.4 verilmiştir.

Çizelge 4.4 Model-I ve Model-II tabanlı algoritmalara ait çevrim süreleri

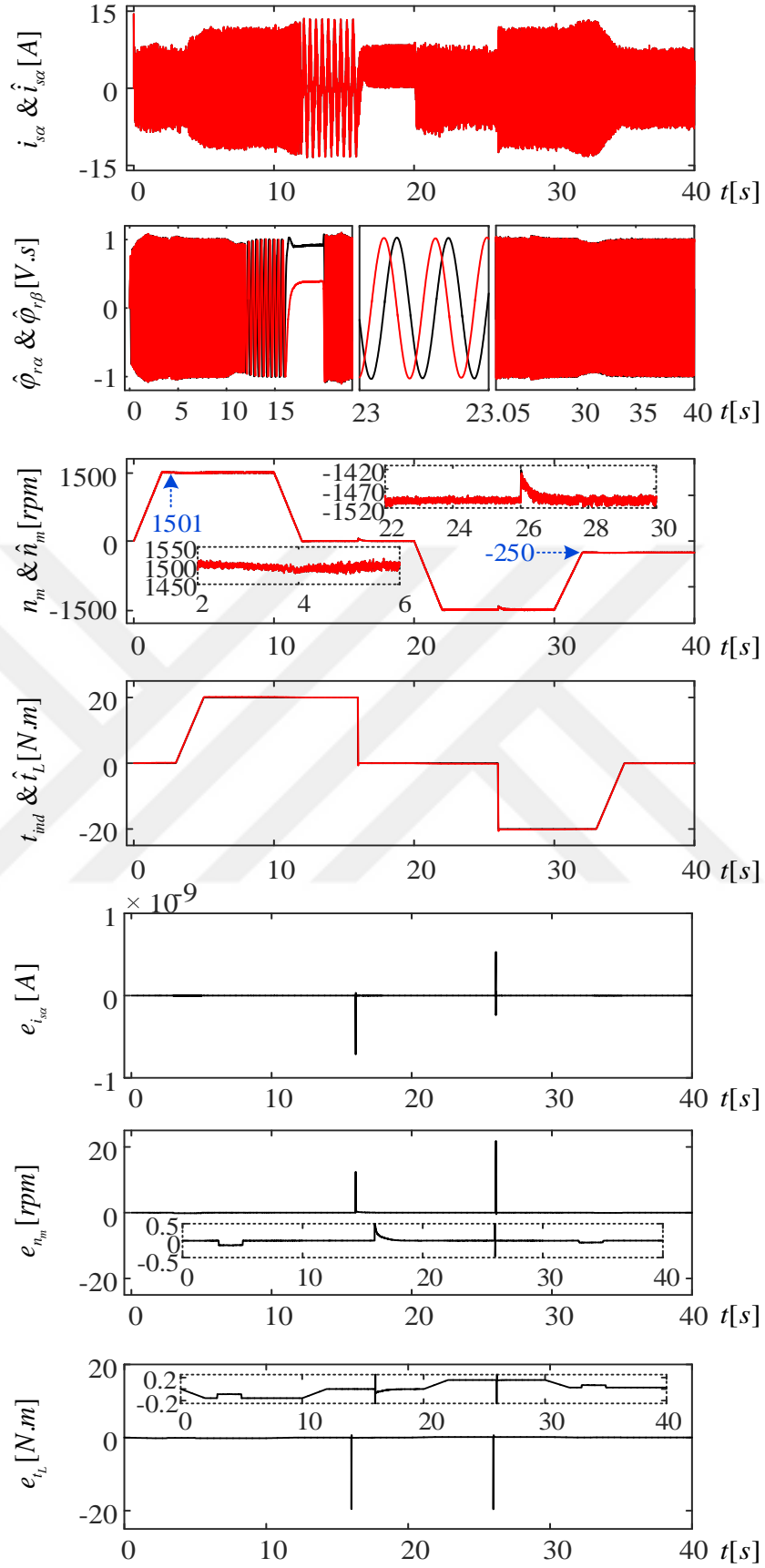
	Model-I tabanlı		Model-II tabanlı	
	GKF	DKF	GKF	DKF
Çevrim süresi	8.0557 (sn)	9.4546 (sn)	8.3291 (sn)	12.2435 (sn)



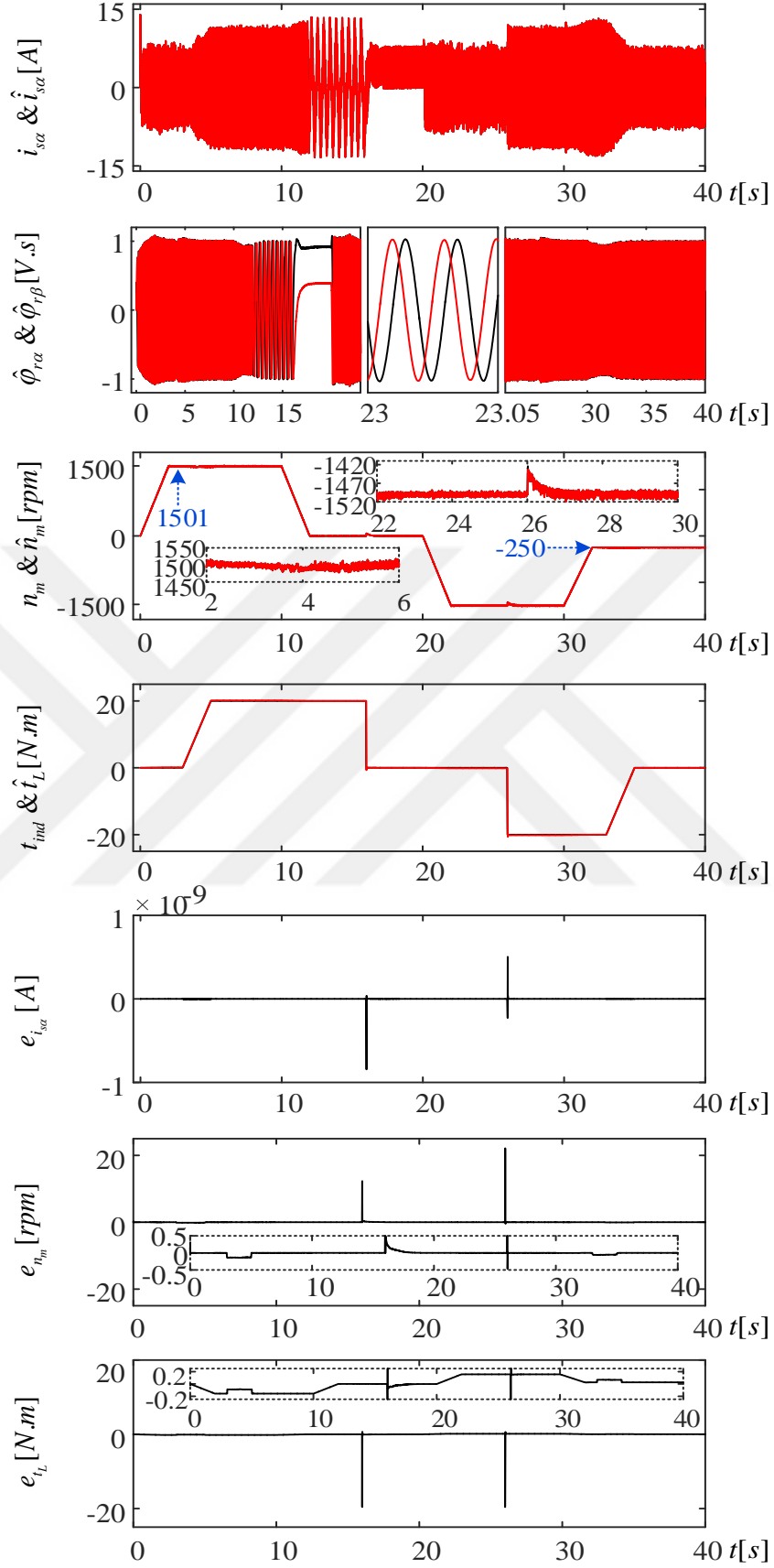
Şekil 4.11 Model-II tabanlı GKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.



Şekil 4.12 Model-II tabanlı DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.



Şekil 4.13 Uygulanan eşit gürültü kovaryans matrisleri için Model-II tabanlı GKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.



Şekil 4.14 Uygulanan eşit gürültü kovaryans matrisleri için Model-II tabanlı DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.

GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçlarında kalıcı durumda t_L ile \hat{t}_L arasında bir fark görülmektedir. Şekil 4.11 ve Şekil 4.12’de $t = 3 [sn]$ ’de görülen bu fark bir hata olmamakla birlikte, \hat{t}_L içerisinde t_L ile birlikte viskoz sürtünme teriminin de kestirilmesinden kaynaklanmaktadır. e_{t_L} ’de oluşan bu fark matematiksel olarak Eşitlik 4.4-4.6’de gösterilmektedir.

$$e_{t_L} \cong B_L \omega_m (\infty) \quad (4.4)$$

$$-0.157 \cong -0.001x \frac{1501x2x\pi}{60} \omega_m (\infty) \quad (4.5)$$

$$-0.157 \cong 0.15718 \quad (4.6)$$

Literatürde GKF ve DKF algoritmalarının benzetim ortamında karşılaştırılması ile ilgili gerçekleştirilen çalışmalar incelendiğinde, Akın vd. (2003)’te yüksek hızda çalışan ASM anma yükünde yüklenerek GKF ve DKF’nin başarımları kıyaslanmıştır. Elde edilen sonuçlarda, DKF’nin GKF’den daha iyi kestirim başarımı sergilediği ifade edilmiştir. Diğer taraftan algoritmaların işlem yükü ile ilgili bir karşılaştırma yapılmamıştır. Li ve Zhong (2005)’te gerçekleştirilen benzetim çalışmasında, ASM’nin hem yüksek hız hem de düşük hız çalışma bölgelerinde GKF ve DKF’nin kestirim başarımlarının incelenmesinin yanı sıra GKF ve DKF’nin farklı örnekleme zamanlarındaki çevrim süreleri karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlarda, GKF’nin çevrim süresinin DKF’den çok daha az olduğu belirtilmiş ve GKF’nin hız kestirimi için hala en etkili yöntem olduğu vurgulanmıştır. Rigastos ve Siano (2012)’de GKF ve DKF’nin kestirim başarımları düşük hız bölgesi için incelenmiştir. Bununla birlikte, DKF’nin güvenilir olduğu ve işlem yükü bakımından daha düşük olduğu belirtilmesine rağmen, elde edilen sonuçlardan ve herhangi bir işlem yükü hesaplaması içermemesinden dolayı sonuçlar açık değildir. Bu tez kapsamında gerçekleştirilen benzetim çalışmalarında, Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmaları ile gerçekleştirilen senaryolarda literatürdeki benzetim temelli yapılan çalışmalara ek olarak, kestirim algoritmalarını en çok zorlayan sıfır hız sıfır moment koşulu, hız terslendirme ve sıfır hızda yük momenti değişimleri ele alınmaktadır. Akın vd. (2003), Li ve Zhong (2005) ve Rigastos ve Siano (2012) çalışmalardan farklı olarak, hem DGA kullanılarak elde edilen gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı hem de her iki algoritmaya eşit gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı sonuçlarda GKF ve DKF’nin kestirim başarımlarının yaklaşık olarak aynı olduğu gözlemlenmiştir.

Ayrıca, Çizelge 4.4'te sunulan çevrim sürelerine göre Li ve Zhong (2005)'e benzer şekilde, DKF algoritmasının işlem yükünün GKF algoritmasına kıyasla daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Diğer taraftan, Li ve Zhong (2005)'te GKF ile DKF algoritmalarına ait çevrim süresi yaklaşık 20 kat olarak belirtilmesine rağmen, tez çalışması kapsamında yapılan karşılaştırmada bu fark çok daha az çıkmıştır.

Çizelge 4.5 Benzetim ortamında gerçekleştirilen çalışmalara ait OKH ve çevrim süresi değerleri.

Optimize Edilmiş Gürültü Kovaryans Matrislerinin Kullanıldığı Algoritmaların Karşılaştırılması			
Model-I tabanlı GKF'nin (Şekil 4.6'nın) OKH'si		Model-I tabanlı DKF'nin (Şekil 4.7'nin) OKH'si	
$e_{n_m} [rpm^2]$		$e_{n_m} [rpm^2]$	
2.87e-8		2.59e-10	
Model-II tabanlı GKF'nin (Şekil 4.11'in) OKH'leri		Model-II tabanlı DKF'nin (Şekil 4.12'nin) OKH'leri	
$e_{n_m} [rpm^2]$	$e_{t_L} [Nm^2]$	$e_{n_m} [rpm^2]$	$e_{t_L} [Nm^2]$
5.44e-7	1.19e-2	5.44e-7	1.19e-2
Eşit Gürültü Kovaryans Matrislerinin Kullanıldığı Algoritmaların Karşılaştırılması			
Model-II tabanlı GKF'nin (Şekil 4.13'ün) OKH'leri		Model-II tabanlı DKF'nin (Şekil 4.14'ün) OKH'leri	
$e_{n_m} [rpm^2]$	$e_{t_L} [Nm^2]$	$e_{n_m} [rpm^2]$	$e_{t_L} [Nm^2]$
12.69e-2	8.07e-2	12.73e-2	8.09e-2
Algoritmalara Ait Çevrim Sürelerinin Karşılaştırılması			
Model-I tabanlı		Model-II tabanlı	
GKF	DKF	GKF	DKF
8.0557 sn	9.4546 sn	8.3291 sn	12.2435 sn

Özetle daha önceki yapılan değerlendirmelerin daha kolay anlaşılabilmesi amacıyla, benzetim ortamında gerçekleştirilen çalışmalarda hem DGA'dan elde edilen hem de eşit gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı GKF ve DKF algoritmalarının Şekil 4.6-4.7 ve Şekil 4.11-4.14'te sunulan kestirim sonuçlarında meydana gelen OKH hataları ile birlikte algoritmaların çevrim süreleri Çizelge 4.5'te sunulmuştur.

BÖLÜM V

GERÇEK ZAMANLI ÇALIŞMALAR

Bu kısımda Bölüm 4'te benzetim ortamında Model-I ve Model-II tabanlı gerçekleştirilen GKF ve DKF algoritmalarının gerçek zamanlı deney çalışmaları için optimizasyonları gerçekleştirilmiş ve optimize edilen algoritmaların gerçek-zamanlı deneyler ile karşılaştırmaları yapılmıştır. Bu çalışmanın temel katkısı, literatürdeki diğer çalışmalardan (Akin vd., 2006; Jafarzadeh vd., 2011) farklı olarak, optimize edilmiş karşılaştırma sonuçlarını içermesidir.

Gerçek zamanlı deney çalışmalarında Model-I tabanlı algoritmaların ve Model-II tabanlı algoritmaların kestirim başarımlarının test edilmesi için aynı senaryolar kullanılmıştır. Bu durum benzetim çalışmalarında elde edilen Model-II tabanlı algoritmalarda ω_m durum olarak t_L 'nin ise sabit parametre olarak kestirilmesinin başarıma etkisini gerçek zamanlı deneylerden alınan sonuç ile karşılaştırılması içindir.

DGA ile optimize edilmiş gürültü kovaryans matrislerini kullanan Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarıyla gerçekleştirilen kestirimlerde aşağıdaki senaryolar gerçekleştirilmiştir.

Senaryo 1: Yüksek hızda terslendirme

- $0 < t < 25$ [sn] aralığında ASM 999 [rpm]'de yüksüz olarak çalışmaktadır.
- $t = 25$ [sn]'de ASM'nin hızı terslendirilmiş ve ASM'nin -999 [rpm] hızında dönmesi sağlanmıştır.
- $t = 50$ [sn]'de $t_L = 0$ [N.m]'den $t_L = 20$ [N.m]'ye arttırılmış ve motorun hızı -950 [rpm]'e düşmüştür.
- $t = 75$ [sn]'de ASM yüklü olarak terslendirilmiş ve ASM'nin 950 [rpm] hızında dönmesi sağlanmıştır.
- $75 < t < 100$ [sn] aralığında ASM 20 [N.m]'lik yük ile 950 [rpm] hızında çalıştırılarak senaryo tamamlanmıştır.

Senaryo 1 ile her iki algoritmanın yüksek hızda yüklü/yüksüz sürekli hal ve hız terslendirme işlemi ile de yüklü/yüksüz geçici hal davranışlarının incelenmesi amaçlanmıştır.

Senaryo 2: Yüksek hızda farklı yük koşulları

- $0 < t < 25$ [sn] aralığında ASM yüksüz olarak 999 [rpm] hızında çalışmaktadır.
- $t = 25$ [sn]'de $t_L = 8$ [N.m]'ye artırılmış bu yüzden rotor hızı 980 [rpm]'e düşmüştür.
- $t = 50$ [sn]'de ASM'ye uygulanan t_L değeri 8 [N.m]'den 20 [N.m]'ye çıkarılmış ve ASM'nin hızı 950 [rpm] değerine düşmüştür.
- $t = 75$ [sn]'de $t_L = 0$ [Nm] değerine düşürülerek ve ASM hızı yeniden 999 [rpm]'e yükselmiştir.
- $75 < t < 100$ [sn] aralığında motor yüksüz olarak 999 [rpm]'de çalıştırılarak senaryo tamamlanmıştır.

Senaryo 2 ile anma hızında çalışan motora farklı yük koşulları uygulanmış ve algoritmaların başarımları yüksek hızda farklı yük koşulları altında incelenmiştir.

Senaryo 3: Orta hızda farklı yük koşulları

- $0 < t < 25$ [sn] aralığında ASM boşta orta hızda (≈ 500 [rpm]) çalışmaktadır.
- $t = 25$ [sn]'de ASM'ye 7 [N.m]'lik yük uygulanmış ve bu yüzden ASM'nin hızı 488 [rpm]'e düşmüştür.
- $t = 50$ [sn]'de ASM'ye uygulana t_L , 16 [N.m]'ye artırılmıştır. t_L 'nin artmasıyla motorun hızı 468 [rpm]'e düşmüştür.
- $t = 75$ [sn]'de ASM'ye uygulanan yük kaldırılarak tekrar boşta çalıştırmaya başlanmış ve böylece ASM'nin hızı 500 [rpm]'e yükselmiştir.
- $75 < t < 100$ [sn] aralığında ASM yüksüz olarak orta hızda çalıştırılarak senaryo tamamlanmıştır.

Senaryo 3 ile her iki modele de uygulanan algoritmaların orta hız bölgesinde basamak şeklindeki yük momenti değişimlerindeki başarımlarının incelenmesi amaçlanmıştır.

Senaryo 4: Düşük hızda farklı yük koşulları

- $0 < t < 25$ [sn] aralığında düşük hızda (40 [rpm]'de) yüksüz olarak çalışmaktadır.
- $t = 25$ [sn]'de ASM'ye uygulanan yük $t_L = 1.5$ [N.m] değerine artırılmış ve bu nedenle ASM'nin hızı 37 [rpm] değerine düşmüştür.
- $t = 50$ [sn]'de t_L değeri 1.5 [N.m]'den 3 [N.m]'ye artırılmıştır. Böylece ASM'nin hızı 33 [rpm]'e düşmüştür.
- $t = 75$ [sn]'de motora uygulanan 3 [N.m]'lik yük kaldırılmış ve bu sebeple tekrar yüksüz olarak 40 [rpm]'de çalışmaya başlamıştır.
- $75 < t < 100$ [sn] ASM boşta 40 [rpm]'de çalıştırılarak senaryo tamamlanmıştır.

Senaryo 4 ile Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının düşük hızda yük momenti değişimlerine karşı başarımlarının incelenmesi amaçlanmıştır.

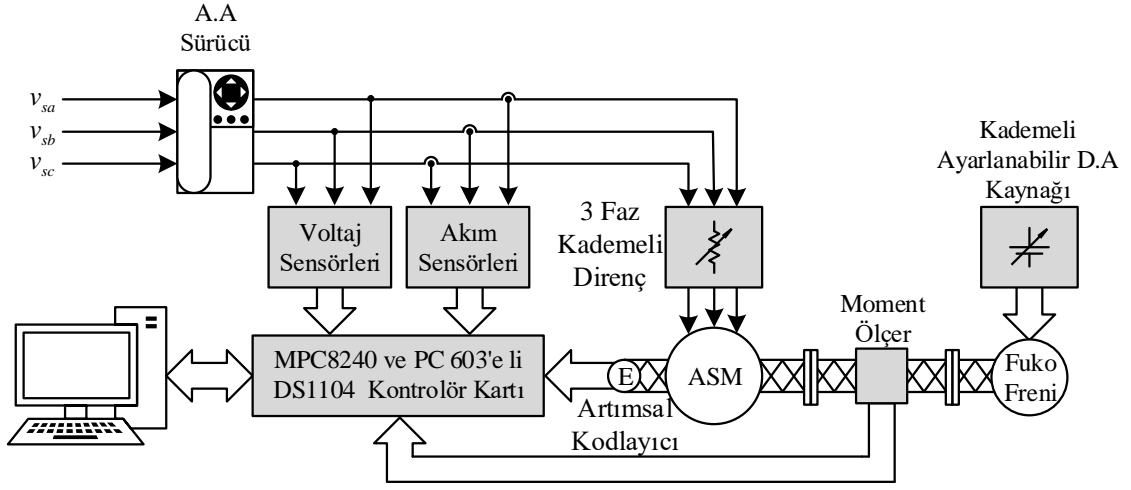
Senaryo 5: Orta hızda R_s değişimi

- $0 < t < 25$ [sn] aralığında ASM boşta orta hızda (≈ 500 [rpm]) çalışmaktadır.
- $t = 25$ [sn]'de ASM'nin stator direncine $R_s = 1[\Omega]$ ilave edilmiştir.
- $t = 50$ [sn]'de ASM'ye $R_s = 1[\Omega]$ daha ilave edilmiştir.
- $t = 75$ [sn]'de ASM'ye ilave edilen toplam $R_s = 2[\Omega]$ devreden çıkartılmıştır.
- $75 < t < 100$ [sn] aralığında ASM boşta ve anma stator direnci ile çalıştırılarak senaryo tamamlanmıştır.

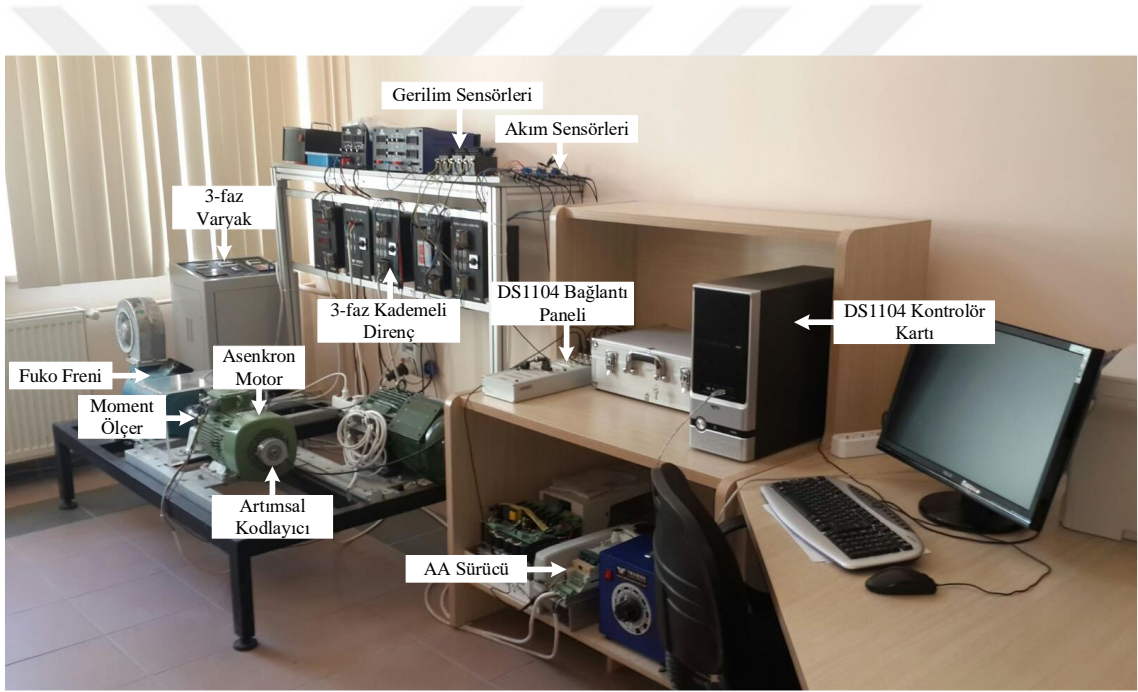
Senaryo 5 ile Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının orta hız bölgesinde stator direnci değişimlerine karşın başarımlarının incelenmesi amaçlanmıştır.

5.1. Gerçek-Zamanlı Deney Düzeneği

Bu tez kapsamında Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının gerçek-zamanlı olarak gerçekleştirildiği deney düzeneğine ait elektriksel bağlantıların şeması Şekil 5.1'de verilmiştir.



Şekil 5.1 Kullanılan deney düzeneğine ait elektriksel bağlantıların şeması



Fotoğraf 5.1 Tez çalışmalarında kullanılan deney düzeneği

Blok şeması Şekil 5.1’de ve görüntüsü Fotoğraf 5.1’de sunulan gerçek zamanlı deney düzeneğinde kullanılan makine ve teçhizatlar aşağıda maddeler halinde sunulmuştur.

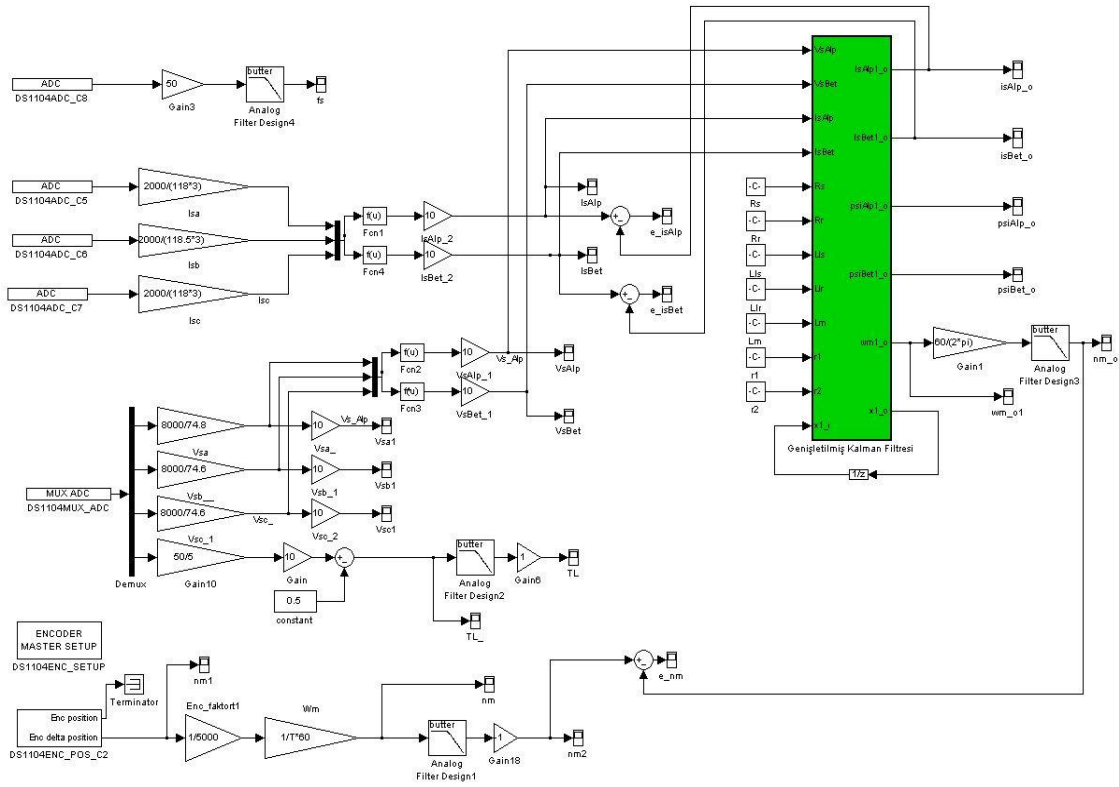
- Şebekede bulunan üç faza ait akım ve gerilimlerin ölçümü için LEM firması tarafından üretilen 400 [V]/50 [mA] dönüştürme oranına sahip LV100-400 algılayıcısı ve 1/2000 dönüştürme oranına sahip LA55-P/SP1 algılayıcısı ile gerçekleştirilmiştir.

- Deney düzeneğinde kullanılan ASM'nin kontrolü Control Techniques firması tarafından üretilen 7.5 [kW] gücüne kadar çıkış verebilen sürücü tarafından gerçekleştirilmiştir. Böylece algoritmalar, üç fazlı şebeke gerilimleri yerine, darbe genişlik modülasyonu (DGM) ile elde edilmiş gerilimler kullanılarak test edilmiştir.
- Kullanılan ASM Arçelik firması tarafından üretilen 3 kutuplu 2.2 [kW] gücüne sahip, anma hızı 950 [rpm] olan kafesli tip ASM'dir. Kullanılan ASM'ye ait parametreler Çizelge 5.1'de verilmiştir.
- ASM'ye uygulanan yük momentini değiştirebilmek için FEMSAN firması tarafından üretilen ve 30 [N.m]'ye kadar yük momenti üretebilen fuko freni kullanılmıştır.
- ASM'nin rotor açısal hızının ölçülmesi için Heidenhain firması tarafından üretilen 5000 dilimlik ERN120 artımsal kodlayıcı kullanılmıştır.
- ASM'ye fuko freni tarafından yüklenen yük momentinin gerçek değerinin ölçülmesi amacıyla, ETH firması tarafından üretilmiş 50 [N.m]'ye kadar ölçüm alabilen DBRK-50 serisi moment ölçer kullanılmıştır.
- Matlab programı kullanılarak gerçekleştirilen algoritmaların gerçek-zamanlı olarak çalıştırılması Dspace tarafından üretilen DS1104 kontrolör kartı, elde edilen sonuçların görsel olarak izlenmesi, kaydedilmesi ve değerlendirilmesi amacıyla ControlDesk arayüzü ve kişisel bilgisayar kullanılmıştır.

Matlab programının simulink ortamında oluşturulan GKF ve DKF algoritmalarından Model-I tabanlı GKF algoritmasına ait simulink blok diyagramı Şekil 5.2'de verilmiştir. Gerçekleştirilen diğer algoritmalar için de gerçek zamanlı verilerin bilgisayar ortamına aktarılabilmesi için GKF bloğu dışında aynı bloklar kullanılmıştır.

Burada DS1104MUX_ADC bloğu kullanılarak sürücü tarafından ASM'ye uygulanan üç faz gerilim bilgileri bilgisayara aktarılmaktadır. Aynı şekilde DS1104ADC_C5 bloğu ile ASM'nin stator sargılarına sürücü tarafından uygulanan A fazına ait akım bilgileri, DS1104ADC_C6 bloğu ile B fazına ait akım bilgileri ve DS1104ADC_C7 bloğu ile de C fazına ait akım bilgileri bilgisayara aktarılmaktadır. Daha sonra, GKF ve DKF algoritmalarına uygulanan gerilim ve akımların duran eksen takımı bileşenleri ($v_{s\alpha}, v_{s\beta}, i_{s\alpha}$ ve $i_{s\beta}$) 3 faz/2 faz dönüşümü ile elde edilir. Ölçülen yük momentinin

bilgisayara aktarılması için DS1104MUX_ADC'nin üç faz bilgisinin ölçümünden geriye kalan 12 bitlik 4. kanal kullanılmıştır. Rotor hız bilgisinin bilgisayara aktarılması amacıyla DS1004ENC_SETUP, DS1104 ENC_POS_C2 blokları kullanılmıştır. Ölçülen yük momenti ve hız bilgisi hiçbir şekilde kestirim algoritmalarında kullanılmamaktadır. Bu bilgiler sadece GKF veya DKF algoritmaları tarafından kestirilen yük momenti ve hız bilgilerini doğrulamak amacıyla kullanılmaktadır (Demir, R., 2011). Gerçek zamanlı deneylerde kullanılan ASM'nin parametreleri Çizelge 5.1'de verilmiştir.



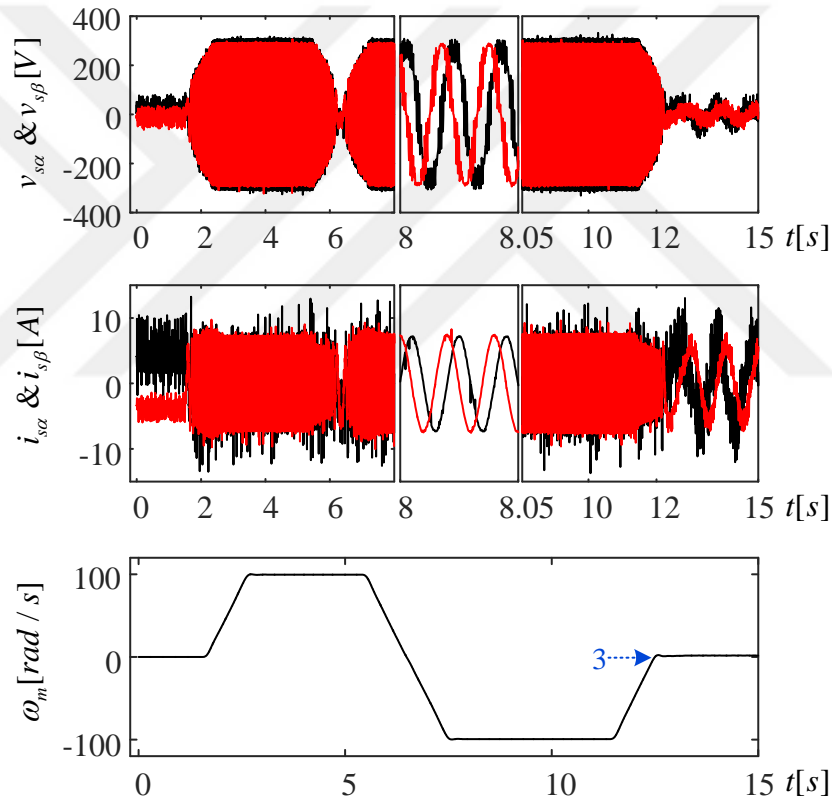
Şekil 5.2 Gerçek zamanlı GKF algoritmasına ait simulink blok diyagramı

Çizelge 5.1 Deney düzeneğinde bulunan ASM'ye ait parametreler.

$P(kW)$	$f(Hz)$	$V(V)$	$I(A)$	$J_L(kg\ m^2)$	$B_L(Nm/(rad/s))$	P_p
2.2	50	380	5.5	0.055	0.0019	3
$R_s(\Omega)$	$R_r'(\Omega)$	$L_s(H)$	$L_r(H)$	$L_m(H)$	$N_m(rpm)$	$T_e(Nm)$
3	2.53	0.0116	0.0174	0.135	950	20

5.2. Model-I Tabanlı GKF ve DKF Algoritmalarının DGA ile Optimizasyonu ve Gerçek Zamanlı Deney Sonuçları

GKF ve DKF algoritmalarının gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılabilmesi için çevrimdışı optimizasyon işleminin gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Çevrimdışı optimizasyon işlemi için gerekli gerilim ($v_{s\alpha}$, $v_{s\beta}$), akım ($i_{s\alpha}$ ve $i_{s\beta}$) ve rotor mekanik hız (ω_m) bilgileri (Şekil 5.3) Bölüm 5.1’de anlatılan bloklar yardımıyla bilgisayara aktarılır. Daha sonra, bilgisayara kaydedilen eğitim verileri kullanılarak Bölüm 4’te anlatılan DGA ile optimizasyon basamakları sırası ile uygulanarak çevrimdışı optimizasyon işlemi gerçekleştirilir. Ölçülen eğitim verileri Şekil 5.3’te sunulmaktadır.



Şekil 5.3 Gerilimin stator duran eksen takımı bileşenleri, akımın stator duran eksen takımı bileşenleri ve hız verisi.

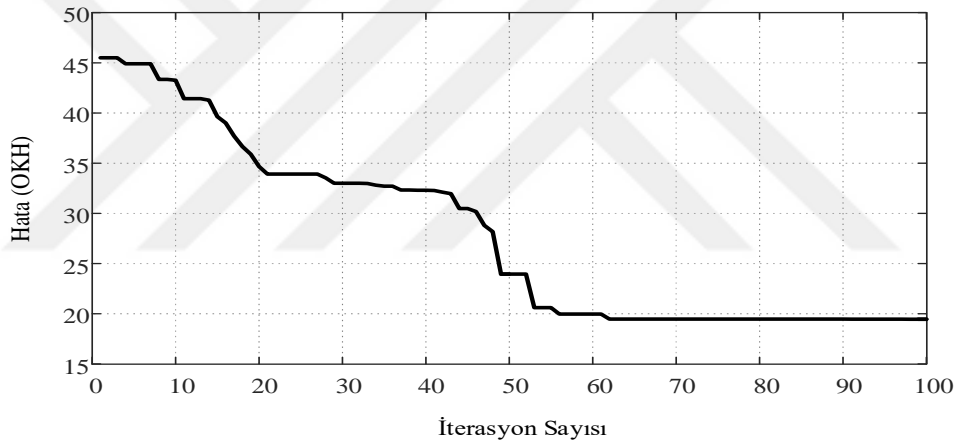
Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonunda kullanılan DGA’ya ait parametreler deneme-yanılma yöntemi ile birçok kez tekrarlanarak belirlenmiştir. Belirlenen optimizasyon parametreleri aşağıdaki gibidir:

- İterasyon sayısı: 100
- Nüfus büyüklüğü: 50

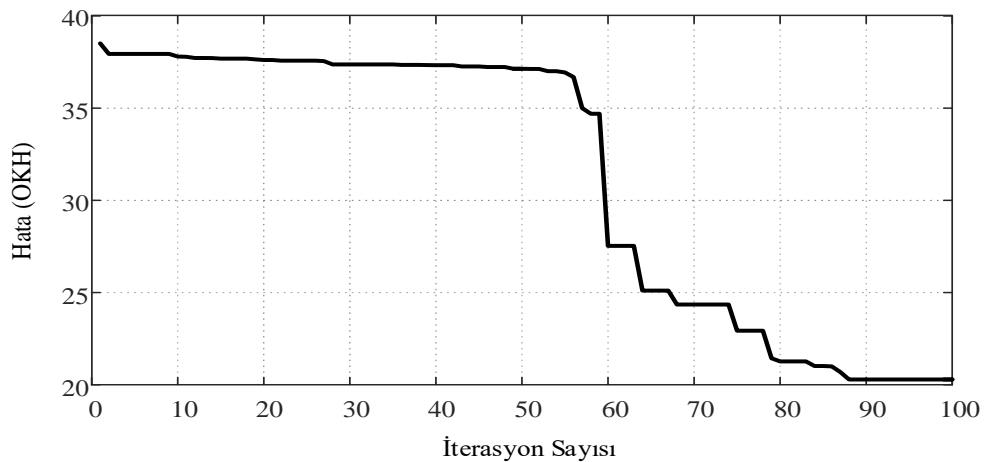
- Çaprazlama oranı: 0.9
- Bütün değişkenler için optimizasyon alt sınır değeri: $1e-10$,
- Değişken için optimizasyon üst sınır değeri : $q_p = 1e - 5$, diğer değişkenler için ise üst sınır değeri 1 kullanılmıştır.

Kullanılan optimizasyon parametrelerinden q_p 'nin üst sınırı $1e - 5$ seçilmesinin nedeni q_p 'nin bu değerin üzerinde seçilmesi gerçek-zamanlı deney çalışmalarında GKF ve DKF algoritmalarının başarımını düşürmektedir.

Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonuna ait yakınsama eğrileri sırasıyla Şekil 5.4 ve Şekil 5.5'te sunulmuştur. 100 iterasyon sonucunda elde edilen en iyi bireyler ve kestirimlerden elde edilen OKH'nin en düşük değeri Çizelge 5.2'de verilmiştir.



Şekil 5.4 Model-I tabanlı GKF algoritması için her iterasyonda elde edilen OKH



Şekil 5.5 Model-I tabanlı DKF algoritması için her iterasyonda elde edilen OKH

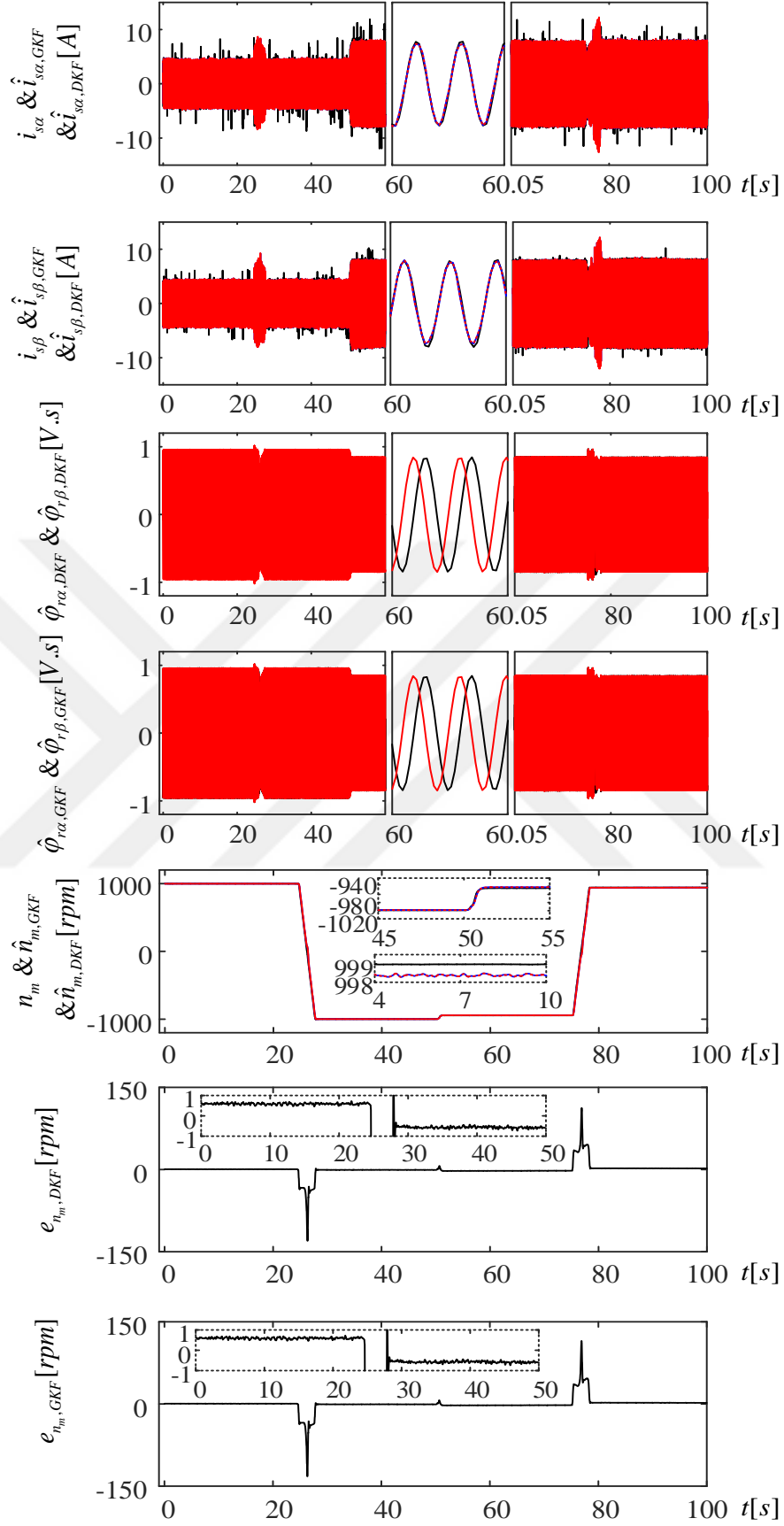
Çizelge 5.2 Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonundan elde edilen OKH'ler ve en iyi bireylere ait değerler.

Algoritma	Hata (OKH)	q_i	q_p	q_ω	r
GKF	19.4516	3.174e-10	1e-10	2.5365e-6	0.2536
DKF	20.2876	1e-10	1e-10	1.0062e-5	1

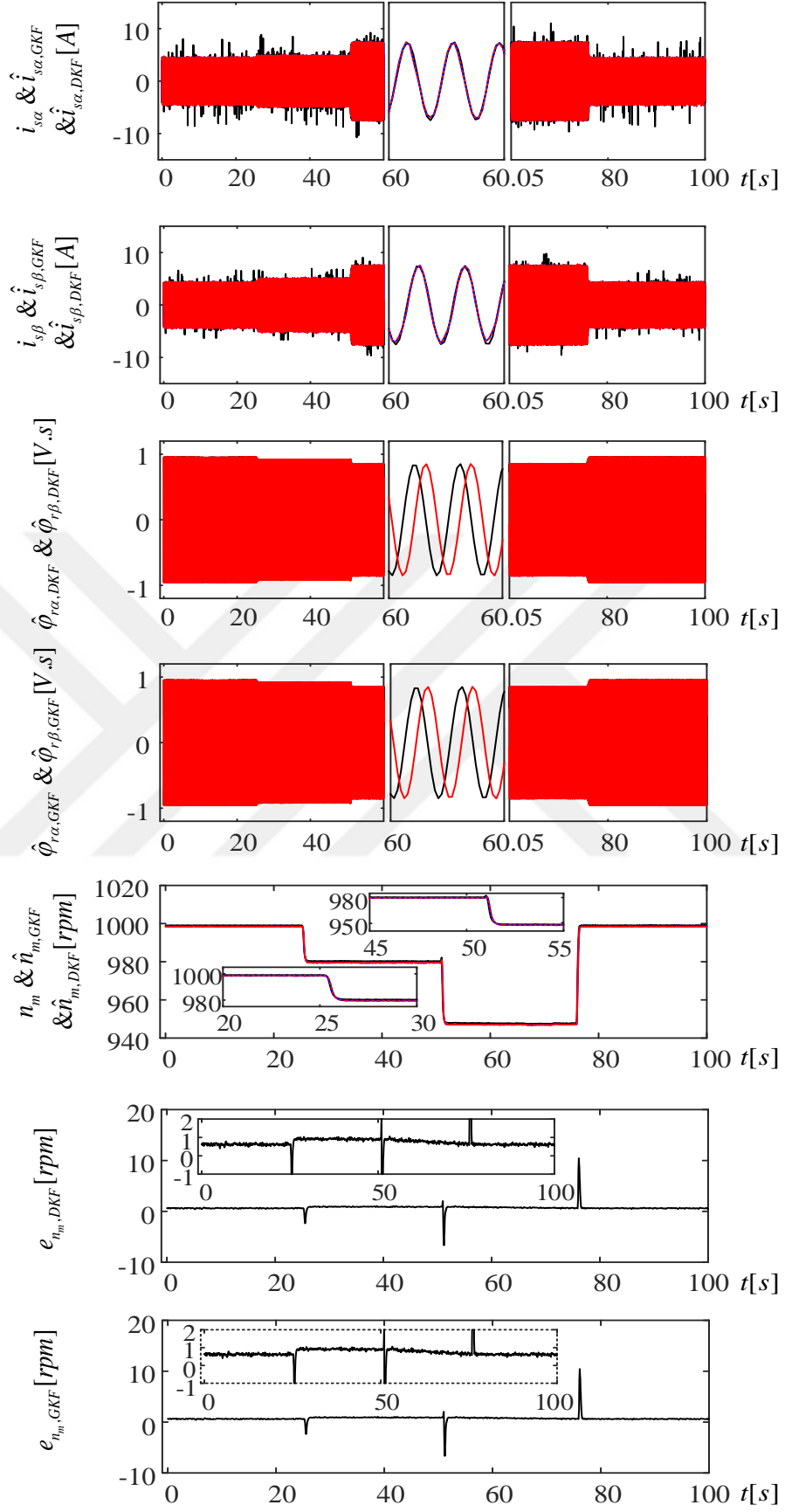
Optimizasyon işleminden elde edilen gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı GKF ve DKF algoritmalarına ait kestirim sonuçları Bölüm 5'de anlatılan senaryolar altında Şekil 5.6-5.10'da sunulmuştur

Şekil 5.6-5.10'da kullanılan $i_{s\alpha}$, $\hat{i}_{s\alpha,GKF}$ ve $\hat{i}_{s\alpha,DKF}$ ile sırasıyla ölçülen, GKF algoritması tarafından kestirilen ve DKF algoritması tarafından kestirilen stator akımının α bileşeni, $i_{s\beta}$, $\hat{i}_{s\beta,GKF}$ ve $\hat{i}_{s\beta,DKF}$ ile sırasıyla ölçülen, GKF algoritması tarafından kestirilen, DKF algoritması tarafından kestirilen stator akımının β bileşeni, $\varphi_{r\alpha,DKF}$ ve $\varphi_{r\beta,DKF}$ ile DKF algoritması tarafından kestirilen rotor akısı bileşenleri, $\varphi_{r\alpha,GKF}$ ve $\varphi_{r\beta,GKF}$ ile GKF algoritması tarafından kestirilen rotor akısı bileşenleri, n_m , $n_{m,GKF}$ ve $n_{m,DKF}$ ile sırasıyla ölçülen, GKF algoritması tarafından kestirilen ve DKF algoritması tarafından kestirilen rotor hızı (rpm), $e_{n_m,DKF}$ ve $e_{n_m,GKF}$ ile sırasıyla DKF algoritmasında gerçekleşen hız kestirimi hatası ve GKF algoritmasında gerçekleşen hız kestirimi hatası ifade edilmektedir.

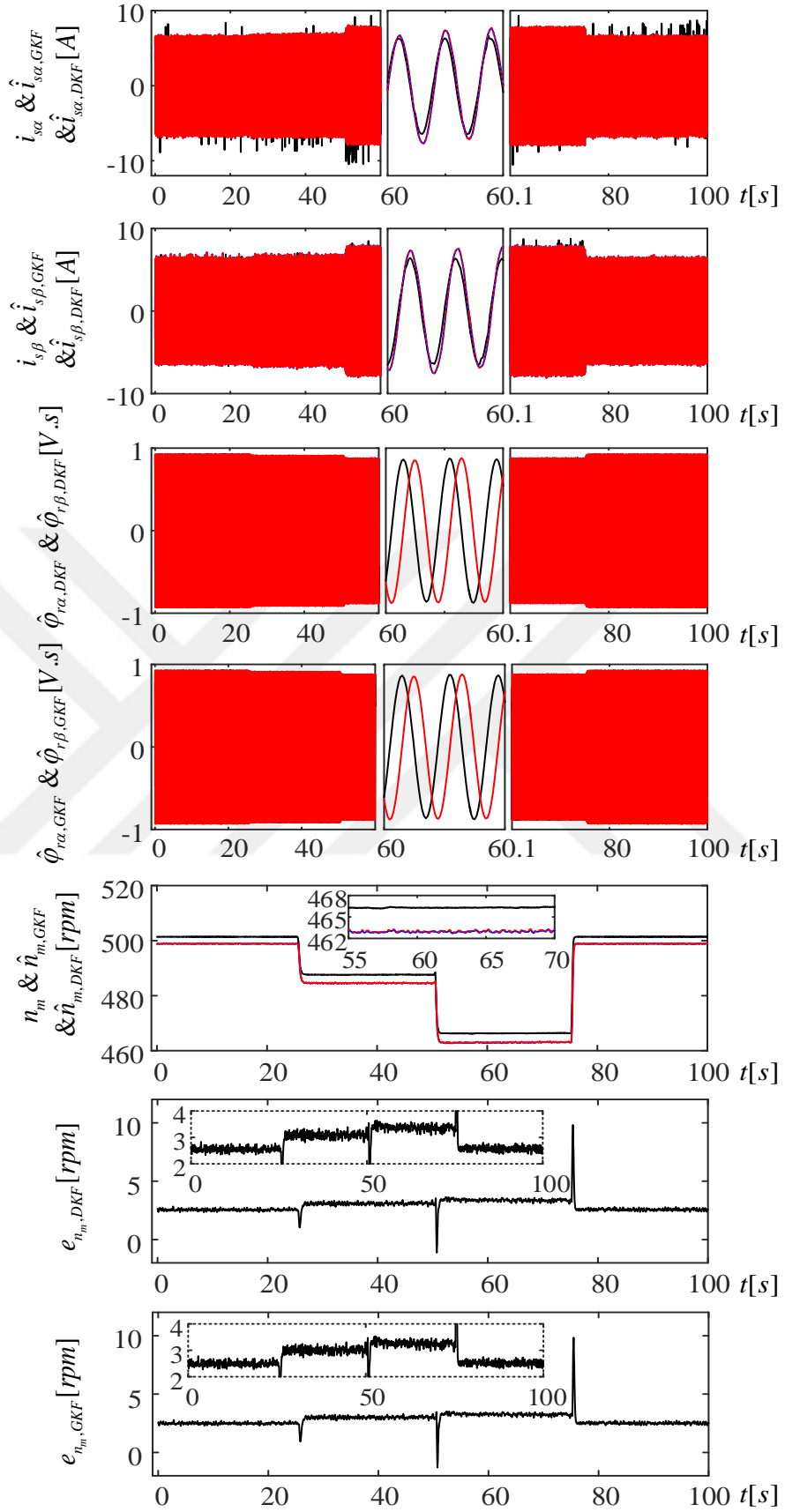
Gerçek zamanlı deney çalışmaları gerçekleştirilirken Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmaları paralel olarak çalıştırılmış ve kestirim başarımları eş zamanlı olarak incelenmiştir. Böylece gerçek zamanlı deney çalışmalarında karşılaşılan sıcaklık ve frekans bağımlı parametre değişimleri ve mekanik titreşimler gibi algoritma başarımlarını olumsuz yönde etkileyecek koşullar her iki algoritma için benzer olması sağlanmıştır. Bu durum GKF ve DKF arasında yapılan kestirim başarımlarının kıyaslaması için önemlidir.



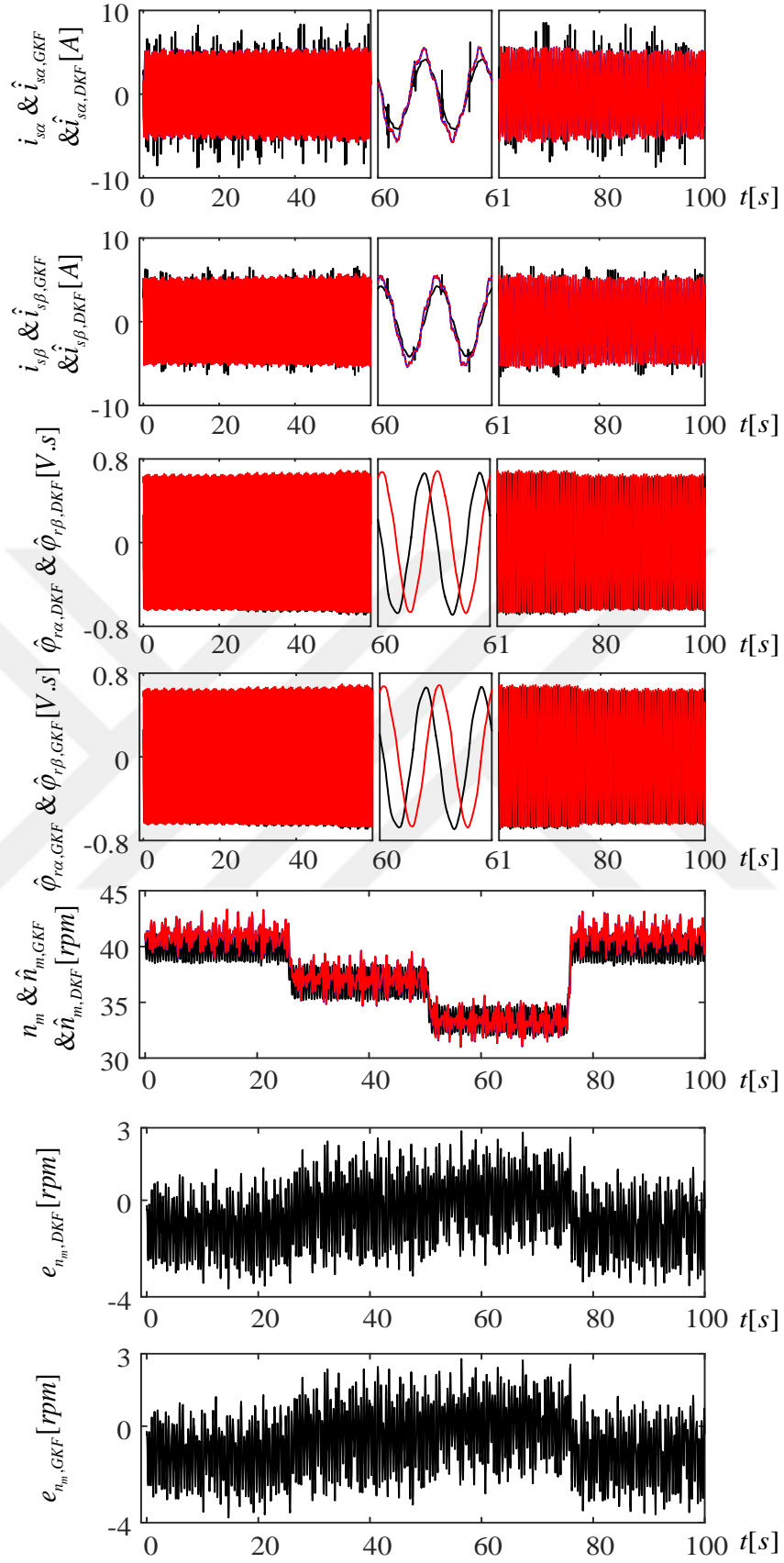
Şekil 5.6 Senaryo 1 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.



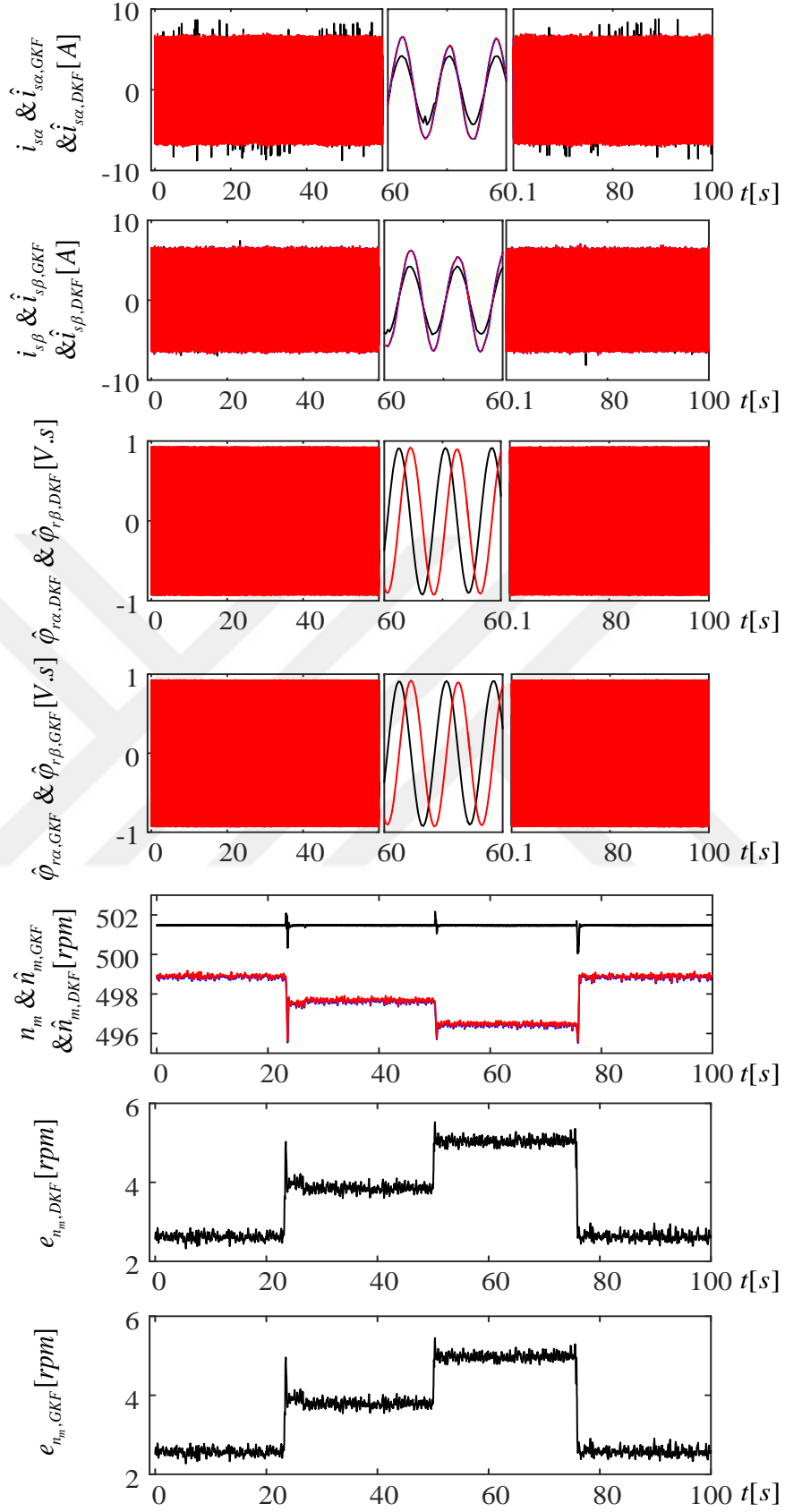
Şekil 5.7 Senaryo 2 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.



Şekil 5.8 Senaryo 3 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.



Şekil 5.9 Senaryo 4 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları.

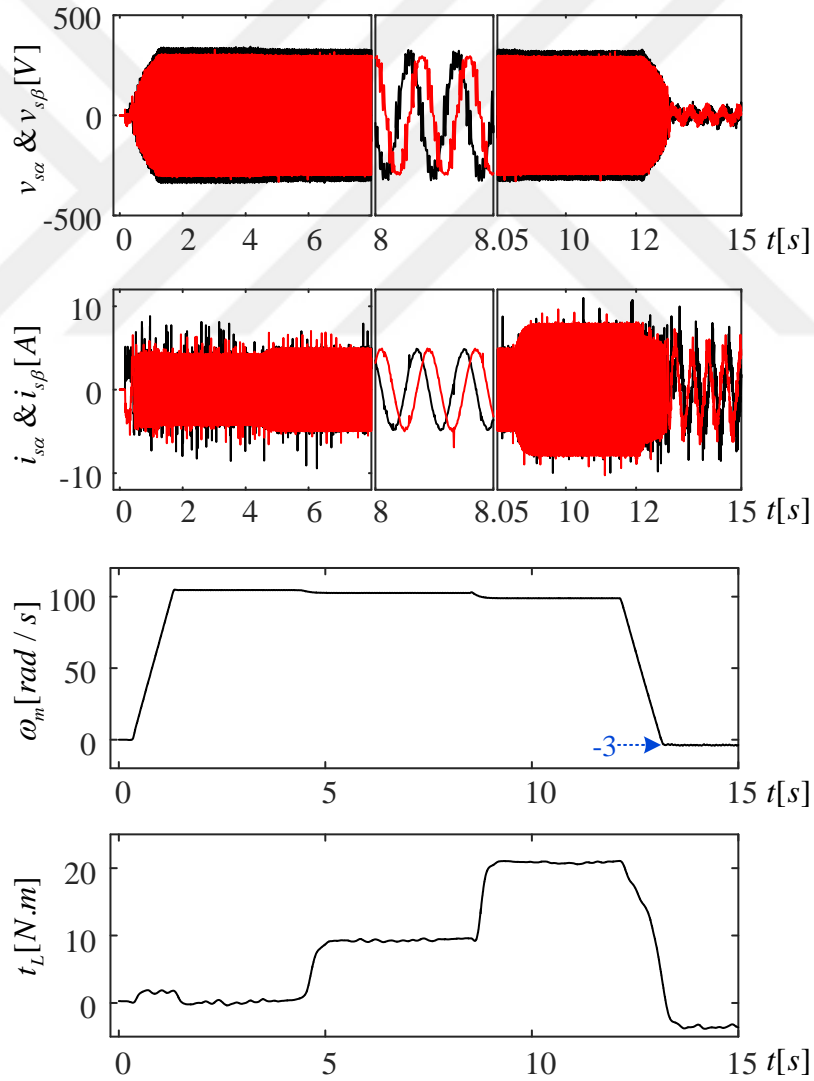


Şekil 5.10 Senaryo 5 için Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları

5.3. Model-II Tabanlı GKF ve DKF Algoritmalarının DGA ile Optimizasyonu ve Gerçek Zamanlı Deney Sonuçları

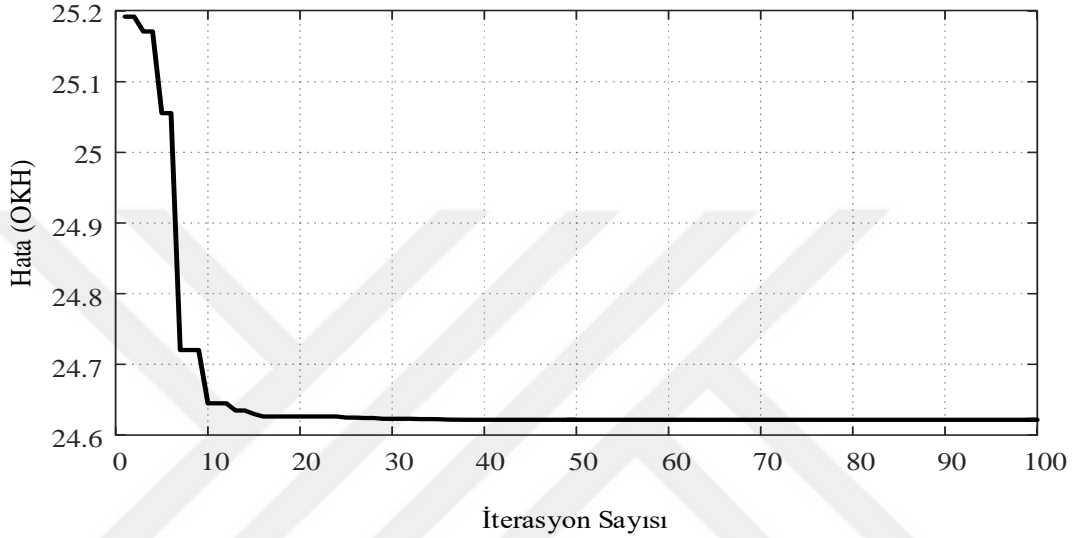
Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının DGA ile optimizasyonu Bölüm 5.2'deki gibidir. İlk olarak çevrimdışı optimizasyonda kullanılacak eğitim seti bilgisayara kaydedilir. Daha sonra, Bölüm 4'te anlatılan optimizasyon basamakları uygulanarak optimize edilmiş gürültü kovaryans matrisleri elde edilir.

GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonunda kullanılan $v_{s\alpha}$, $v_{s\beta}$, $i_{s\alpha}$, $i_{s\beta}$ ve ω_m 'i içeren eğitim seti ve bunlara ek olarak kestirilen yük momentinin doğrulanması amacıyla ölçülen t_L verileri Şekil 5.11'da verilmiştir.

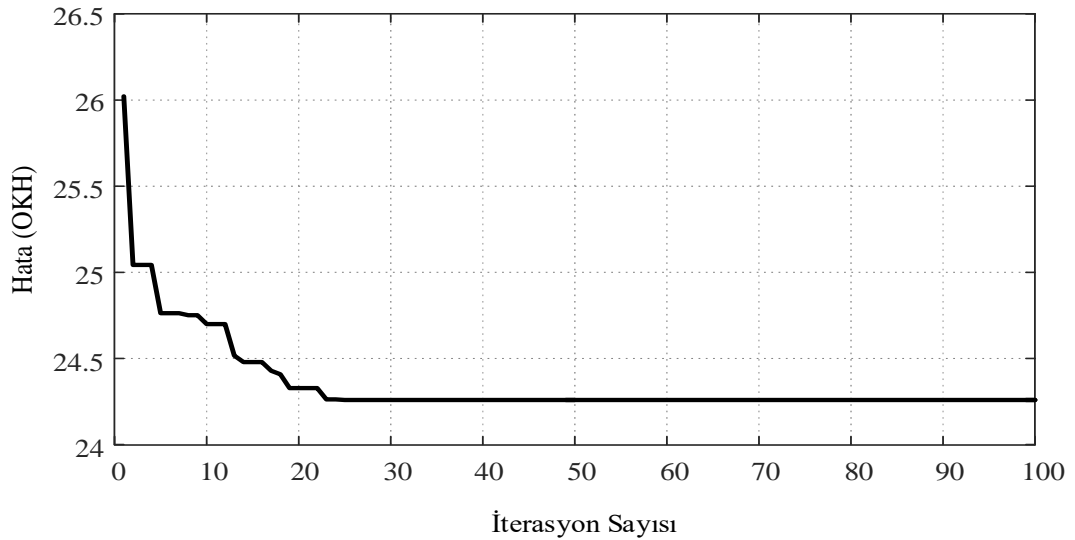


Şekil 5.11 Model-II tabanlı GKF ve DKF optimizasyonunda kullanılan veri seti.

Optimizasyonda kullanılan DGA algoritmasının parametreleri Bölüm 5.2'deki ile aynıdır. Bölüm 5.2'de açıklanan nedenden dolayı burada da $q_p = 1e - 5$ üst sınır değeri kullanılmıştır. GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonuna ait yakınsama eğrileri sırasıyla Şekil 5.12 ve Şekil 5.13'te sunulmuştur. 100 iterasyon sonucunda elde edilen en iyi bireyler ve kestirim sonuçlarına ilişkin OKH'nin en düşük değeri aşağıdaki Çizelge 5.3'te verilmiştir.



Şekil 5.12 Model-II tabanlı GKF algoritması için her iterasyonda elde edilen OKH



Şekil 5.13 Model-II tabanlı DKF algoritması için her iterasyonda elde edilen OKH

Çizelge 5.3 Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyonundan elde edilen OKH'ler ve en iyi bireylere ait değerler.

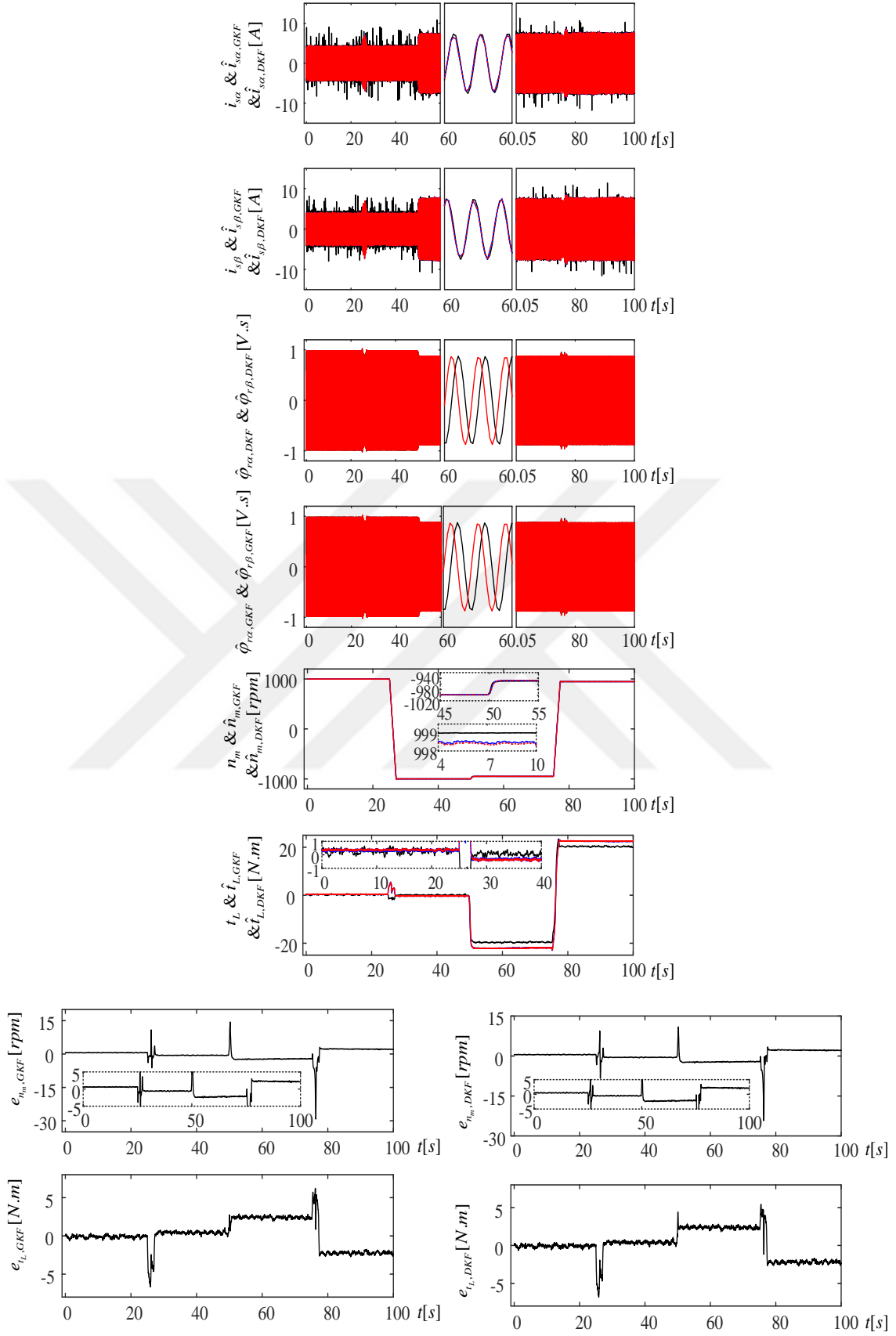
Algoritma	Hata (OKH)	q_i	q_p	q_ω	q_{tL}	r
GKF	24.6215	1e-10	3.3596-10	4.8579e-5	4.0216e-5	1
DKF	24.2590	1e-10	1e-10	1e-10	5.5620e-5	1

Optimizasyon işleminden elde edilen gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirimlerden elde edilen hatalar Şekil 5.14-5.18'de verilmiştir. Ayrıca, Model-I tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının gerçek zamanlı olarak karşılaştırılmasında olduğu gibi iki algoritma paralel olarak çalıştırılmış ve kestirim sonuçları karşılaştırılmıştır. Şekil 5.14-5.18'de Bölüm 5.2'de kullanılan ifadelerden farklı olarak t_L , $\hat{t}_{L,GKF}$ ve $\hat{t}_{L,DKF}$ ile sırasıyla ölçülen, GKF algoritması tarafından kestirilen ve DKF algoritması tarafından kestirilen yük momenti, $e_{t_L,DKF}$ ve $e_{t_L,GKF}$ ile sırasıyla DKF algoritmasında gerçekleşen yük momenti kestirimi hatası ve GKF algoritmasında gerçekleşen yük momenti kestirimi hatası ifade edilmektedir. Aynı gürültü kovaryans matrislerinin algoritmalar üzerindeki etkisini incelemek amacıyla Bölüm 4.2'de benzetim çalışmaları için gerçekleştirilen çalışma gerçek zamanlı deney çalışmaları için de gerçekleştirilmiştir. Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmaları için deneme-yanılma yöntemi ile belirlenen aşağıdaki gürültü kovaryans matrisleri ve bu matrisler kullanılarak elde edilen sonuçlar Şekil 5.19'de sunulmuştur.

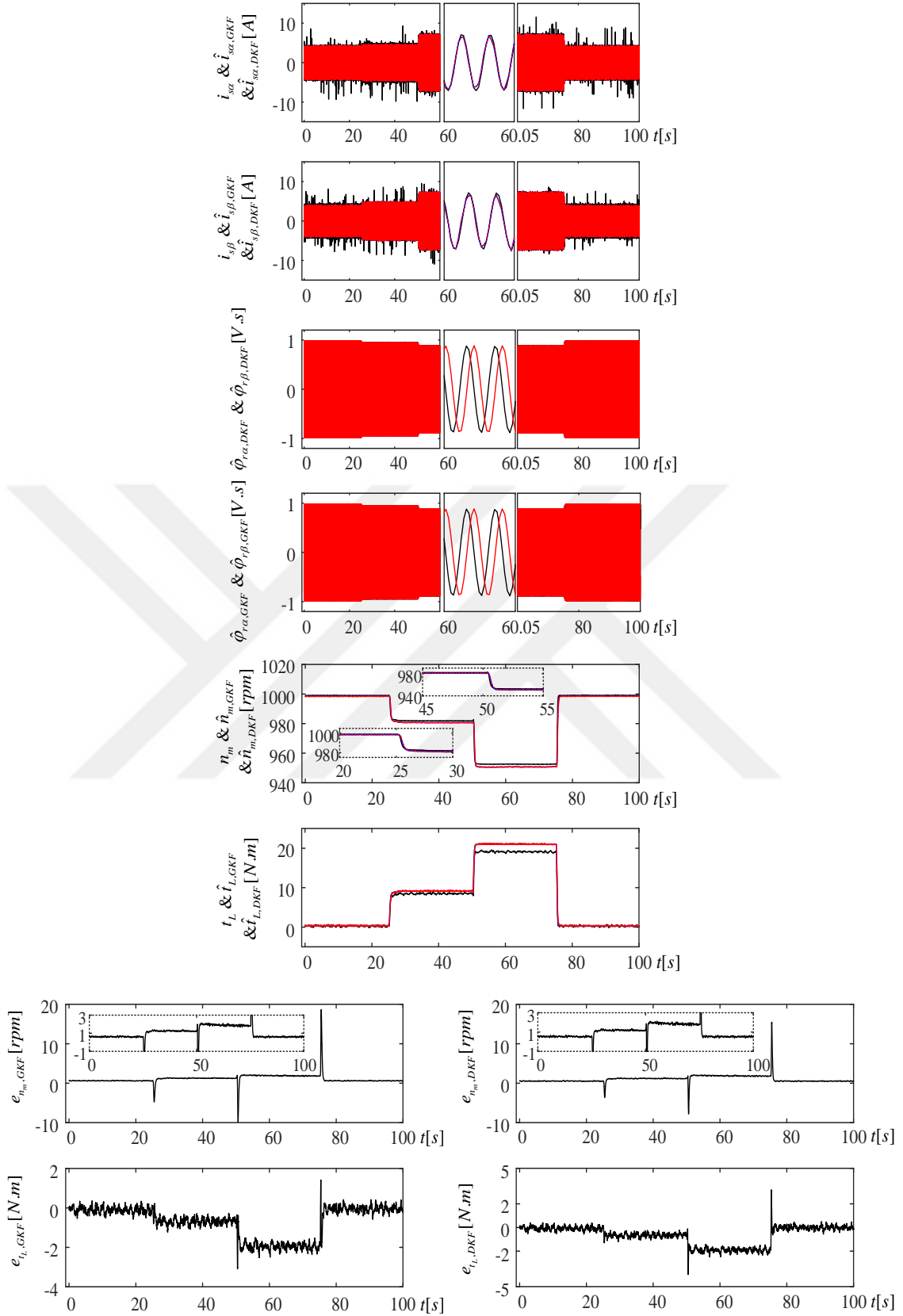
$$Q = \text{diag} [1e - 5(A)^2 \quad 1e - 5(A)^2 \quad 1e - 7(V.sn)^2 \quad 1e - 7(V.sn)^2 \\ 1e - 8(rad/sn)^2 \quad 1e - 5(N.m)^2]$$

$$R = \text{diag}[1e - 15(A)^2 \quad 1e - 15]$$

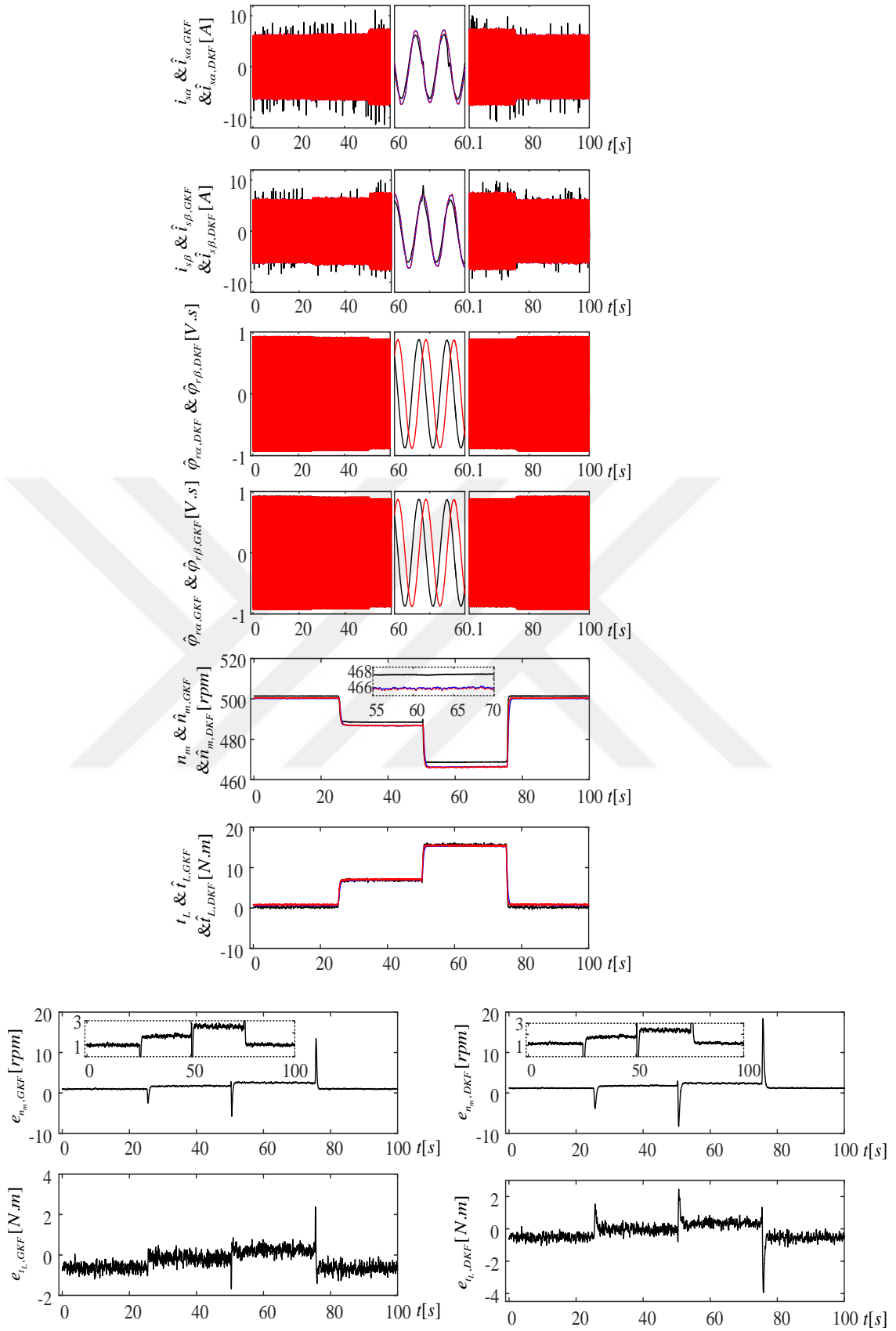
$$P = \text{diag} [10(A)^2 \quad 10(A)^2 \quad 10(V.sn)^2 \quad 10(V.sn)^2 \\ 10(rad/sn)^2 \quad 10(N.m)^2]$$



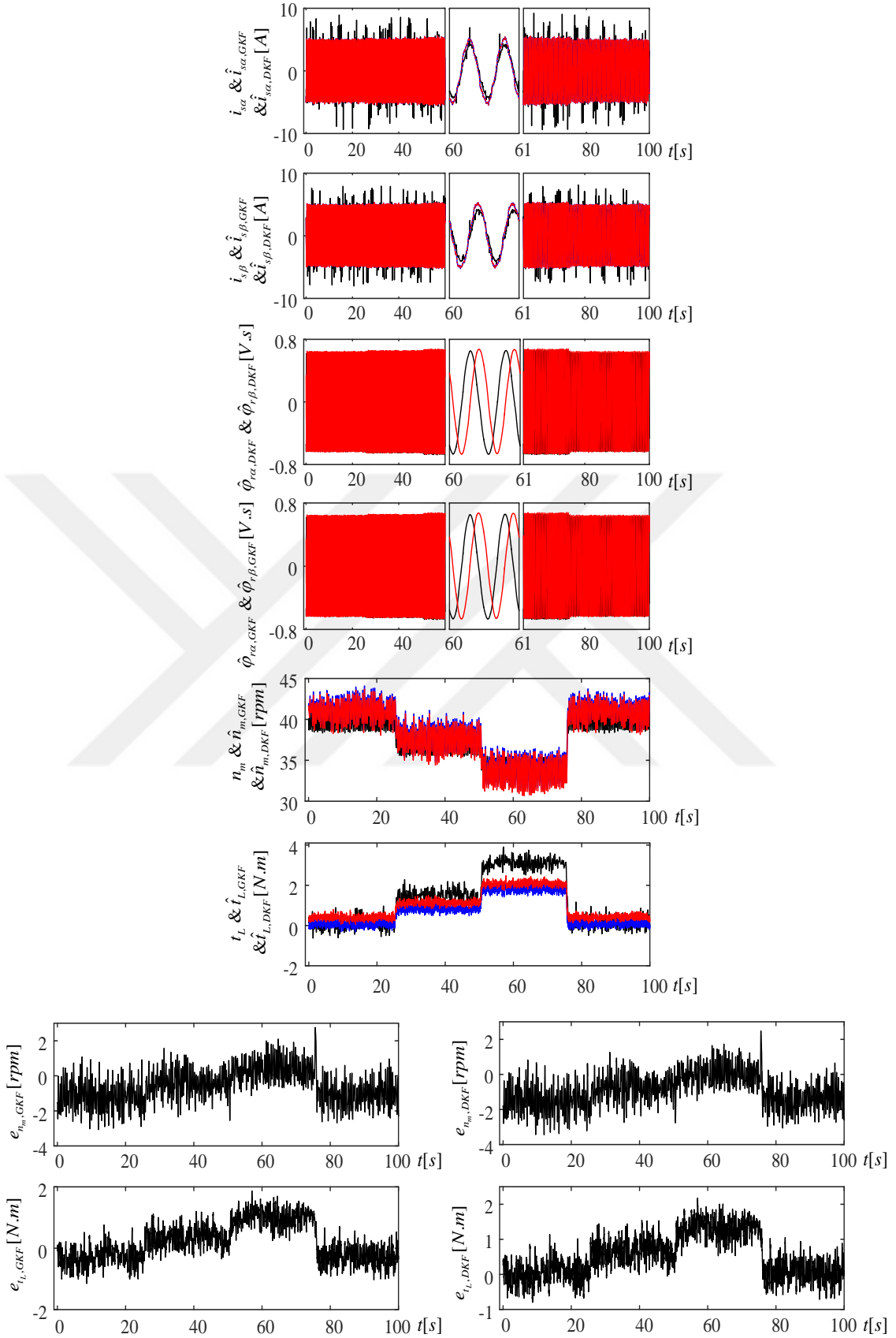
Şekil 5.14 Senaryo 1 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.



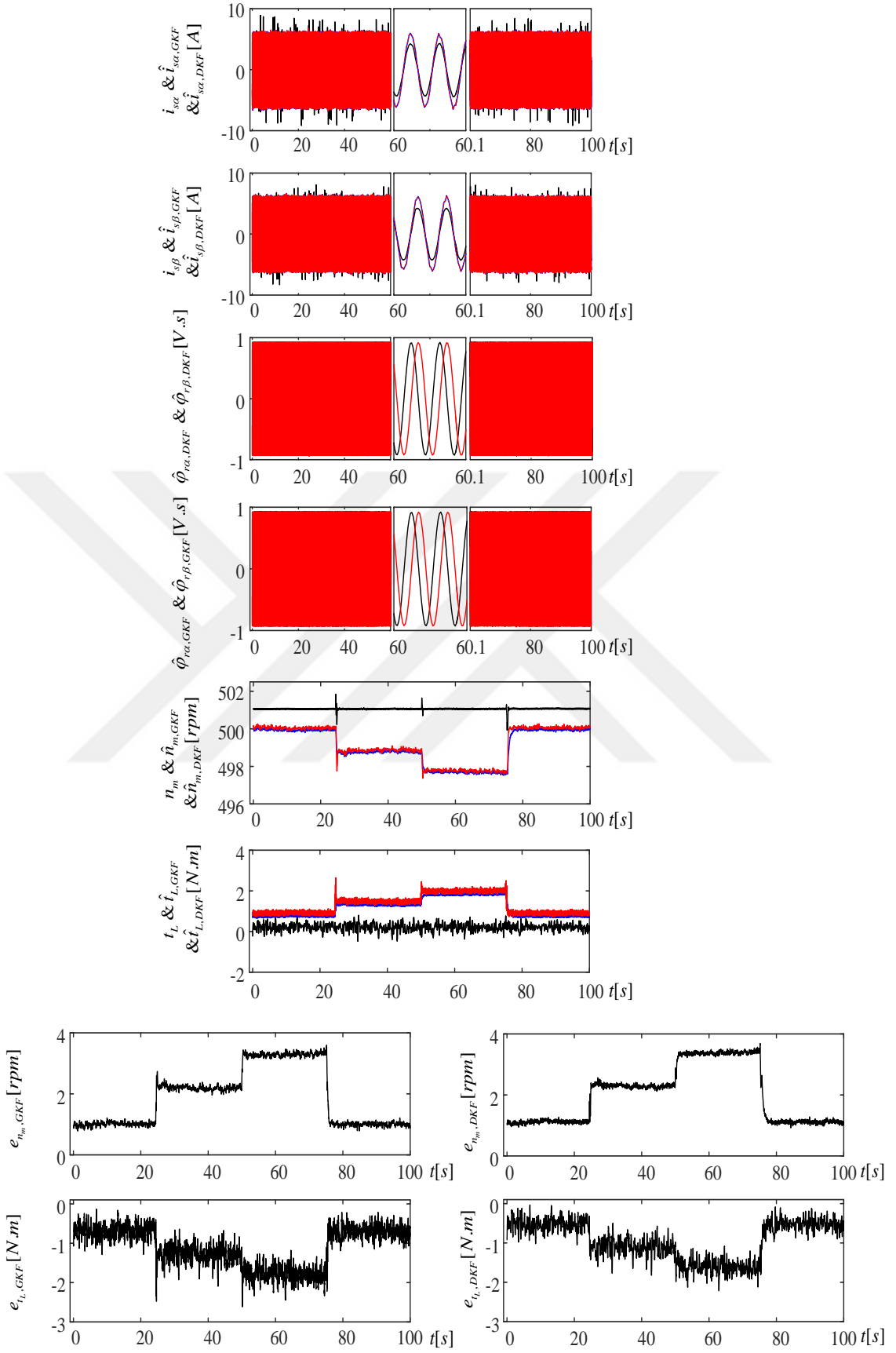
Şekil 5.15 Senaryo 2 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.



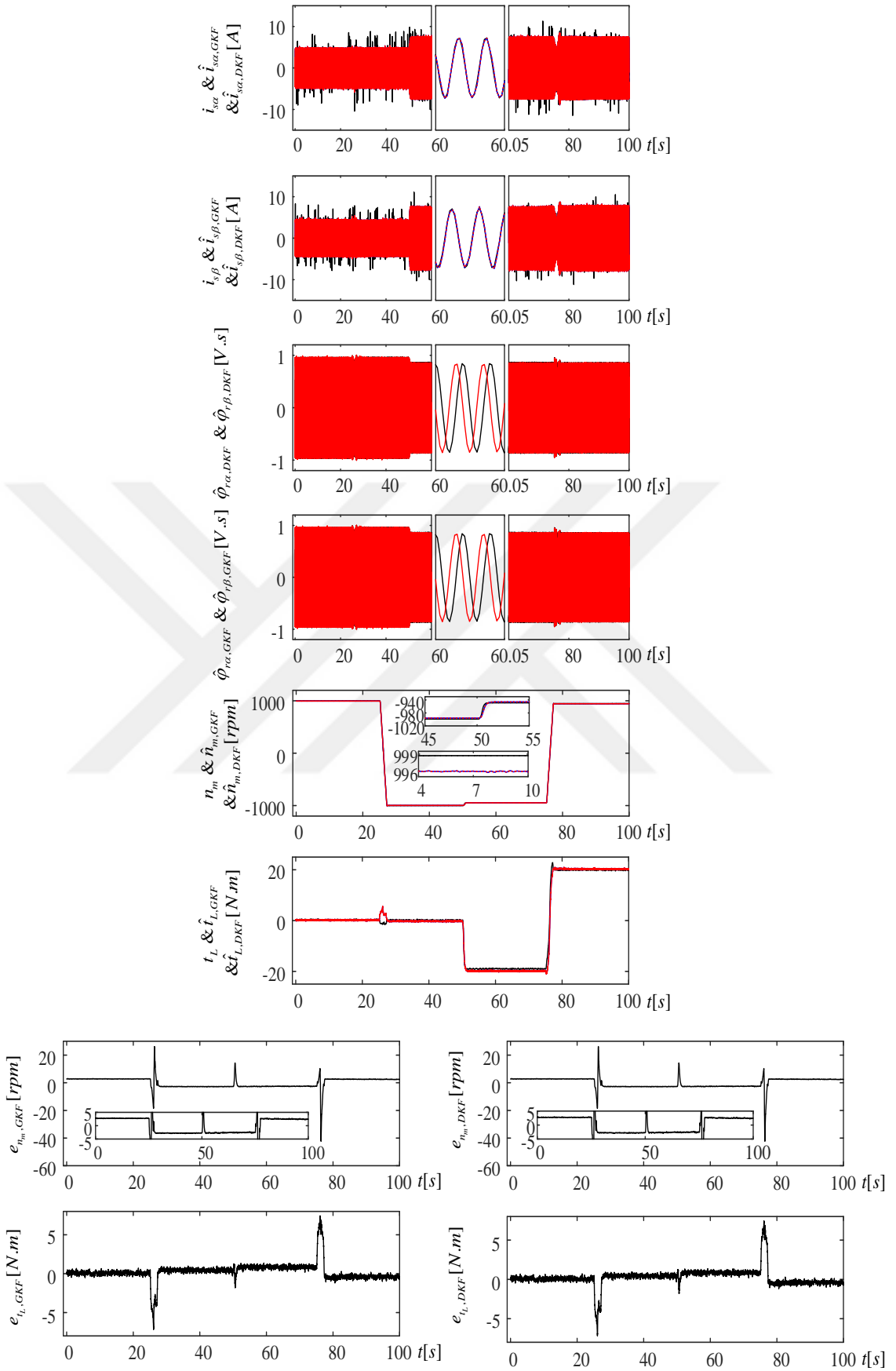
Şekil 5.16 Senaryo 3 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.



Şekil 5.17 Senaryo 4 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.



Şekil 5.18 Senaryo 5 için Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim hataları.



Şekil 5.19 Eşit gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından gerçek zamanlı olarak elde edilen kestirim sonuçları.

5.4. Gerçek-Zamanlı Deneyler ile İlgili Gözlemler

Optimize edilmiş Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının gerçek zamanlı kestirim başarımlarına ait gözlemler aşağıdaki gibidir.

- Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının optimizasyondan elde edilen sonuçlara bakıldığında OKH değerleri ve en iyi bireyler her iki algoritma için çok yakın değerdedir. Şekil 5.6-5.9 ve Şekil 5.13-5.16’da sunulan sonuçlara bakıldığında, GKF ve DKF algoritmalarından elde edilen kestirim sonuçlarının üst üste olduğu görülmektedir. Ayrıca, aynı gürültü kovaryans matrislerinin kullanıldığı Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının kestirim başarımlarının birbirlerine çok yakın olduğu Şekil 5.19’da görülmektedir.
- DS1104 kontrolörü yardımıyla gerçek zamanlı olarak elde edilen Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarına ait çevrim süreleri Çizelge 5.4’te sunulmaktadır. Elde edilen çevrim süreleri incelendiğinde, GKF’nin DKF’ye göre işlem yükünün daha düşük olması ve kestirim başarımlarının benzer olması hız-algılayıcısız ASM kontrolü için GKF’nin daha uygun olduğunu göstermektedir.

Çizelge 5.4 Gerçek-zamanlı GKF ve DKF algoritmalarına ait çevrim süreleri

	Model-I tabanlı		Model-II tabanlı	
	GKF	DKF	GKF	DKF
Çevrim Süresi	8.177 μ s	62.870 μ s	14.076 μ s	86.870 μ s

Literatürde GKF ve DKF algoritmalarına ait gerçek zamanlı kestirim başarımlarının karşılaştırıldığı çalışmalar incelendiğinde, Li ve Zhong (2005)’de GKF ve DKF’nin kestirim başarımları yüksek ve düşük hız bölgesi için karşılaştırılmıştır. Ayrıca, gerçekleştirilen işlem yükü karşılaştırmada DKF’nin işlem yükünün GKF’ye kıyasla çok yüksek olduğu belirtilmiştir. Akın vd. (2006)’da gerçekleştirilen çalışmada GKF ve DKF algoritmaları orta hız ve yüksek hız bölgesini içeren senaryo altında karşılaştırılmıştır. Ayrıca, bir başka senaryoda ise yüksek hızda yük değişiminin GKF ve DKF algoritmalarının başarımlarına etkisi incelenmiştir. Elde edilen sonuçlarda DKF başarımlarının daha yüksek olduğu ifade edilmiştir. Kumar vd. (2011)’de GKF ve DKF’nin kestirim başarımları yüksek hız bölgesinde karşılaştırılmıştır. Ayrıca, yüksek hız bölgesinde parametre değişimlerini incelemek amacıyla rotor ve stator dirençleri 1.1

katına, mıknatıslanma endüktansı ise 0.9 katına düşürülerek parametre değişimlerine karşın GKF ve DKF algoritmalarının kestirim başarımları aynı gürültü kovaryans matrisleri kullanılarak karşılaştırılmıştır. Yapılan karşılaştırmada GKF'nin DKF'den daha iyi kestirim başarımları sergilediği ifade edilmiştir. Jaferzadeh vd. (2012)'de %25 oranında mıknatıslanma endüktansı değişimi anma hızında ve hız terslendirilmesi altında incelenmiştir. Ayrıca, düşük hız bölgesinde bir kaç defa hız terslendirme işlemi ile gerçekleştirilen senaryoda GKF ve DKF algoritmalarının kestirim başarımları ayrı ayrı olarak %25 mıknatıslanma endüktansı ve %25 stator direnci değişimleri altında incelenmiştir. DKF algoritmasının kestirim başarımlarının daha iyi olduğu ifade edilmiştir. Li ve Zhong (2005) dışındaki gerçek-zamanlı çalışmalarda (Akın vd., 2006; Kumar vd., 2011; Jaferzadeh vd., 2012) GKF ve DKF algoritmalarının işlem yükünü içeren bir karşılaştırma gerçekleştirilmemiştir.

Bu tez kapsamında gerçekleştirilen gerçek zamanlı deney çalışmalarında literatürdeki gerçek zamanlı GKF ve DKF karşılaştırılmasında kullanılan senaryoların büyük bir bölümü gerçekleştirilmiş ve bunlara ek olarak düşük orta hız ve düşük hız bölgesinde de yük momenti değişimlerine karşın algoritmaların başarımları incelenmiştir. Parametre değişimleri gerçekleştirilen çalışmalardan (Kumar vd., 2011; Jaferzadeh vd., 2012) farklı olarak, orta hız bölgesinde %33 ve %66 oranında kademeli olarak arttırılan stator direnci değişimi altında hem Model-I hem de Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarının parametre değişimine karşın kestirim başarımları incelenmiştir. Parametre değişimlerinin incelendiği Kumar vd. (2011) ve Jaferzadeh vd. (2012) çalışmalarından farklı olarak parametre değişimi durumunda GKF ve DKF algoritmalarının kestirim başarımlarının yaklaşık olarak eşit olduğu gözlemlenmiştir. İşlem yükü bakımından gerçekleştirilen karşılaştırmada Li ve Zhong (2005) ile benzer şekilde DKF'nin işlem yükünün GKF'ye göre fazla olduğu belirlenmiştir. Ayrıca GKF ve DKF algoritmalarına eşit gürültü kovaryans matrislerinin uygulandığı Kumar vd.(2011) çalışmasından farklı olarak, Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarına eşit gürültü kovaryans matrisleri uygulanarak kestirim başarımların birbirine çok yakın olduğu gözlemlenmiştir.

Özetle daha önceki yapılan değerlendirmelerin daha kolay anlaşılabilmesi amacıyla, hem DGA'dan elde edilen hem de eşit gürültü kovaryans matrislerinin uygulandığı GKF ve DKF algoritmalarının Şekil 5.6-5.10 ve Şekil 5.14-5.19'da sunulan kestirim sonuçlarında

meydana gelen OKH hataları ile birlikte algoritmaların çevrim süreleri Çizelge 5.5'te sunulmuştur.

Çizelge 5.5 Gerçek zamanlı deney çalışmalarına ait OKH ve çevrim süresi değerleri

Senaryolar	Optimize Edilmiş Gürültü Kovaryans Matrislerinin Kullanıldığı Algoritmaların Karşılaştırılması			
	Model-I tabanlı GKF'nin OKH'si		Model-I tabanlı DKF'nin OKH'si	
	$e_{n_m} [rpm^2]$		$e_{n_m} [rpm^2]$	
Senaryo 1 (Şekil 5.6)	149.8502		143.3556	
Senaryo 2 (Şekil 5.7)	0.8747		0.8431	
Senaryo 3 (Şekil 5.8)	8.1917		8.6374	
Senaryo 4 (Şekil 5.9)	2.1774		2.1264	
Senaryo 5 (Şekil 5.10)	13.4233		13.8565	
	Model-II tabanlı GKF'nin OKH'leri		Model-II tabanlı DKF'nin OKH'leri	
	$e_{n_m} [rpm^2]$	$e_{t_L} [Nm^2]$	$e_{n_m} [rpm^2]$	$e_{t_L} [Nm^2]$
	Senaryo 1 (Şekil 5.14)	5.4672	3.5297	4.3647
Senaryo 2 (Şekil 5.15)	2.6140	1.1000	2.0147	1.0724
Senaryo 3 (Şekil 5.16)	3.3696	0.2738	3.6886	0.2905
Senaryo 4 (Şekil 5.17)	1.2563	0.4083	1.7512	0.6327
Senaryo 5 (Şekil 5.18)	1.1290	4.8612	1.4923	4.4960
	Eşit Gürültü Kovaryans Matrisinin Kullanıldığı Algoritmaların Karşılaştırılması			
	Model-II tabanlı GKF'nin OKH'leri		Model-II tabanlı DKF'nin OKH'leri	
	$e_{n_m} [rpm^2]$	$e_{t_L} [Nm^2]$	$e_{n_m} [rpm^2]$	$e_{t_L} [Nm^2]$
Senaryo 1 (Şekil 5.19)	14.8511	1.2892	14.8499	1.2891
	Algoritmaların Çevrim Süresinin Karşılaştırılması			
	Model-I tabanlı		Model-II tabanlı	
	GKF	DKF	GKF	DKF
	8.177 μs	62.870 μs	14.076 μs	86.853 μs

BÖLÜM VI

DKF ALGORİTMASI KULLANILARAK ROTOR HIZI, YÜK MOMENTİ VE ROTOR DİRENCİNİN EŞ ZAMANLI KESTİRİMİ

ASM modelinin 5. dereceden doğrusal olmayan bir model ile tanımlanmasının yanı sıra parametrelerinin sıcaklık ve frekansa bağlı değişimlerinden dolayı hız-algılayıcısız kontrolleri zordur. Hız-algılayıcısız kontrol başarımlarının iyileştirilmesi amacıyla bu değişimlerin kestirim algoritmasına güncellenmesi gerekmektedir. Bu amaçla rotor akıllı Model-II'deki durumlara rotor direnci (R_r) de eklenerek durum sayısı 7'ye artırılmıştır. Böylece, Model-I ve Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarından farklı olarak, R_r değişimlerini de hesaba katan bu modelin (Model-III'ün) kullanıldığı mevcut literatüre göre yeni DKF algoritması ile $i_{s\alpha}$, $i_{s\beta}$, $\varphi_{r\alpha}$, $\varphi_{r\beta}$, ω_m , t_L ve R_r 'nin eş zamanlı kestirimleri gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen DKF algoritması zorlayıcı senaryolar altında benzetim ve gerçek zamanlı deney çalışmaları ile test edilmiştir.

6.1. ASM'nin 7. Dereceden Genişletilmiş Matematiksel Modelinin Elde Edilmesi

ASM'nin rotor akısı temelli duran eksen takımı için genişletilmiş matematiksel modeline ait denklemler Bölüm 4'te verilmiştir. Fakat burada durum sayısı arttığı için kullanılan ayrık zamanlı modele ait,

x_e genişletilmiş durum vektörleri;

$$x_e = [i_{s\alpha}(k) \quad i_{s\beta}(k) \quad \varphi_{r\alpha}(k) \quad \varphi_{r\beta}(k) \quad \omega_m(k) \quad t_L(k) \quad R_r(k)]$$

B_e giriş matrisi ve u_e kontrol girişleri;

$$B_e = \begin{bmatrix} \frac{T}{L_\sigma} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T}{L_\sigma} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, u_e = [v_{s\alpha}(k) \quad v_{s\beta}(k)],$$

A_e sistem matrisi;

$$A_e \triangleq \begin{bmatrix} 1 - Ta_1 & 0 & \frac{TL_m R'_r(k)}{L_\sigma L_r'^2} & \frac{TL_m}{L_\sigma L_r'} p_p \omega_m(k) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - Ta_1 & -\frac{L_m}{L_\sigma L_r'} p_p \omega_m(k) & \frac{L_m R'_r(k)}{L_\sigma L_r'^2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{R'_r(k)}{L_r'} TL_m & 0 & 1 - \frac{TR'_r(k)}{L_r'} & -Tp_p \omega_m(k) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{R'_r(k)}{L_r'} TL_m & Tp_p \omega_m(k) & 1 - \frac{TR'_r(k)}{L_r'} & 0 & 0 & 0 \\ -Ta_2 \psi_{r\beta}(k) & Ta_2 \psi_{r\alpha}(k) & 0 & 0 & 1 - \frac{TB_L}{J_L} & -\frac{T}{J_L} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

ile ifade edilir ve ölçüm matrisi H_e ;

$$H_e = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, a_1 = \frac{R_s}{L_\sigma} + \frac{L_m^2 R'_r(k)}{L_\sigma L_r'^2}$$

ile ifade edilir. Kullanılan modeldeki semboller Bölüm 4'te açıklanmıştır. Benzer şekilde Model-III tabanlı DKF algoritmasının tasarımı için gerekli işlem basamakları Bölüm 4 ve Bölüm 5'tekilerine benzerdir.

6.2. Model-III Tabanlı DKF Algoritmasının Benzetim Sonuçları

Gerçekleştirilen benzetim çalışmalarında kullanılan motor parametreleri Çizelge 4.1'de verilmiş olup DKF algoritmasının kestirim başarımı zorlayıcı senaryolar ile test edilmiştir. Bu senaryoya ait bilgiler aşağıda verilmiştir.

- $0 < t < 1$ [sn] aralığında ASM yüksüz olarak 0 [rpm] hızında çalışmaktadır.
- $1 < t < 3$ [sn] aralığında ASM boşa 1500 [rpm]'e doğrusal olarak hızlandırılmıştır.
- $3 < t < 9$ [sn] aralığında 1500 [rpm]'de çalışmakta olan ASM $t = 5$ [sn]'de anma yükünün yarısına (10 [Nm]'ye) yüklenmiştir. $t = 7$ [sn]'de ASM'ye ait rotor direnci anma değerinin iki katına ($R_r = 4.266$ [Ω]) çıkarılmıştır.

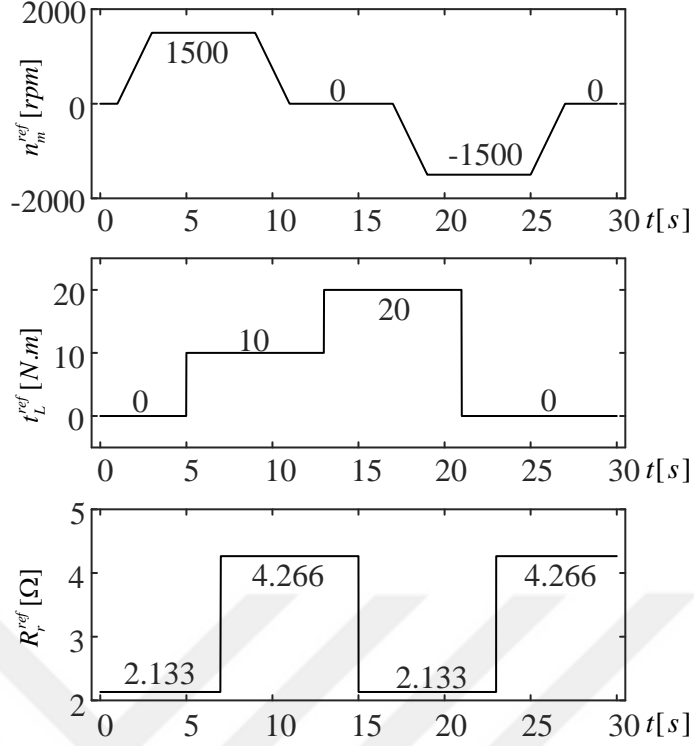
- $9 < t < 11$ [sn] aralığında ASM yarı yükte ve $R_r = 4.266$ [Ω] iken doğrusal olarak 0 [rpm] hızına indirilmiştir.
- $11 < t < 17$ [sn] aralığında durmakta olan ASM durmakta iken $t = 13$ [sn] yük momenti anma değerine (20 [Nm]) çıkarılmış ve rotor direnci anma değerine $R_r = 2.133$ [Ω] düşürülmüştür.
- $17 < t < 19$ [sn] ASM anma yükünde ters yönde doğrusal olarak -1500 [rpm]'e hızlandırılmıştır.
- $19 < t < 25$ [sn] aralığında -1500 [rpm] çalışmakta olan motorun $t = 21$ [sn]'de yük kaldırılmış ve rotor direnci anma değerinin iki katına $R_r = 4.266$ [Ω] çıkarılmıştır.
- $25 < t < 27$ [sn] aralığında ASM boşta ve $R_r = 4.266$ [Ω] ile tekrar durdurulmuştur.
- $27 < t < 30$ [sn] aralığında $R_r = 4.266$ [Ω] ile ASM sıfır hızda çalışmaya devam etmiştir.

Gerçekleştirilen bu senaryo ile algoritmanın yüksek hız durumunda yük ve rotor direnci değişimlerinin yanı sıra sıfır hız durumunda da yük ve rotor direnci değişimlerine karşı kestirim başarımlarının incelenmesi amaçlanmıştır. Aynı zamanda senaryoda $17 < t < 21$ [sn] aralığında motorun dönüş yönü ile zıt yönde moment uygulama durumu da incelenmiştir. Yukarıda açıklanan senaryo ile ilgili uygulanan n_m^{ref} , t_L^{ind} ve R_r^{ref} değişimleri Şekil 6.1'de sunulmuştur. Ayrıca, benzetim ortamında gerçekleştirilen algoritma için gürültü kovaryans matrisleri deneme-yanılma yöntemi ile aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

$$Q = \text{diag} [1e - 9(A)^2 \quad 1e - 9(A)^2 \quad 1e - 12(V.sn)^2 \quad 1e - 12(V.sn)^2 \\ 1e - 4(rad/sn)^2 \quad 5e - 5(N.m)^2 \quad 5e - 5(\Omega)^2]$$

$$R = \text{diag}[1e - 8(A)^2 \quad 1e - 8(A)^2]$$

$$P = \text{diag} [10(A)^2 \quad 10(A)^2 \quad 10(V.sn)^2 \quad 10(V.sn)^2 \\ 10(rad/sn)^2 \quad 10(N.m)^2 \quad 10(\Omega)^2]$$

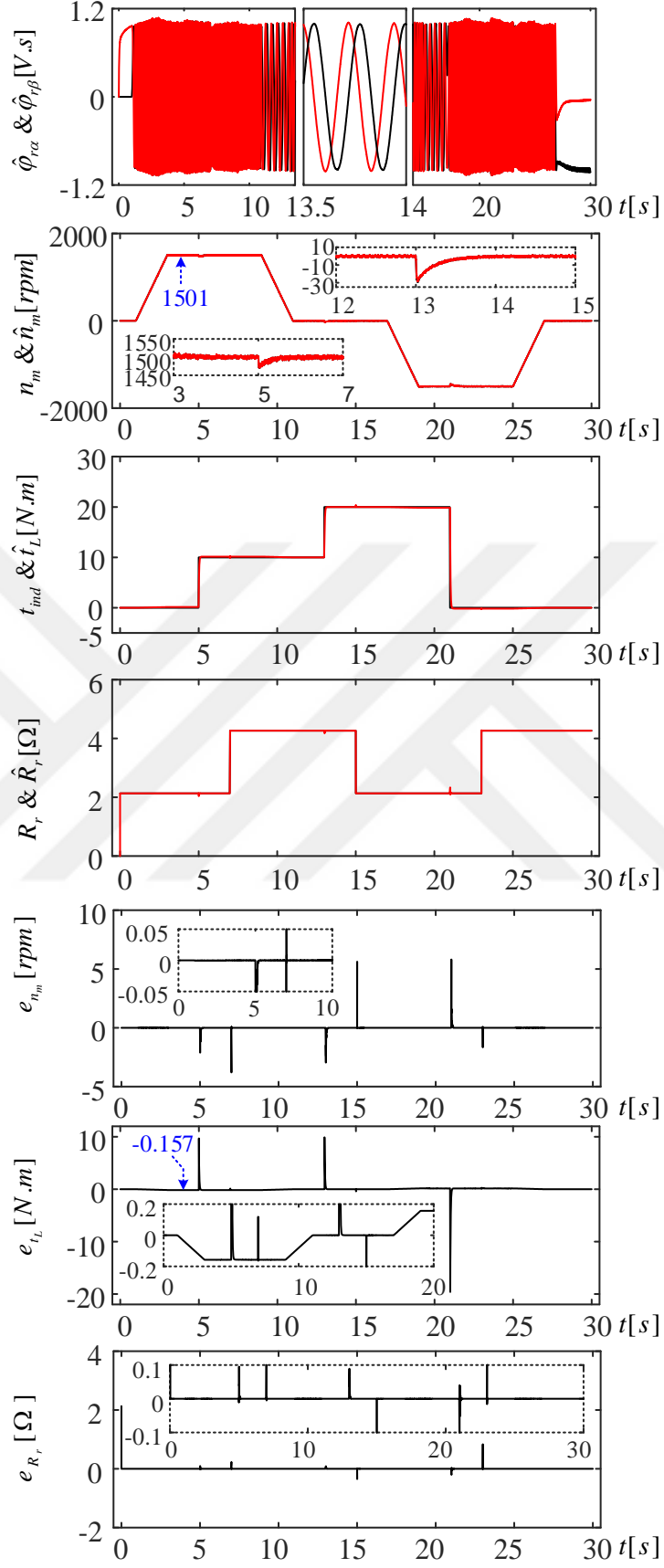


Şekil 6.1 Benzetim çalışmasında uygulanan referans hız, yük momentini ve rotor direnci değişimleri.

Şekil 6.2’de Bölüm 4’te kullanılan şekillerdeki kısaltmalardan farklı olarak R_r , \hat{R}_r ve e_{R_r} ifadeleri ile sırasıyla rotor direncini, DKF algoritması tarafından kestirilen rotor direncini ve bu iki direnç arasındaki hatayı ifade etmektedir.

Ayrıca Şekil 6.2’de sunulan benzetim sonuçlarının $t = 4$ [sn]’inde e_{t_L} ’de meydana gelen ve Bölüm 4’te ayrıntıları verilen hata kestirilen t_L içerisinde viskoz sürtünme teriminin de kestirilmesinden dolayı oluşmaktadır.

Model-III tabanlı DKF algoritması ile benzetim ortamında gerçekleştirilen çalışmada $T = 100 \mu s$ olarak seçilmiştir.



Şekil 6.2 DKF algoritmasından elde edilen benzetim sonuçları

6.3. Model-III tabanlı DKF Algoritmasının Gerçek Zamanlı Deney Sonuçları

Bu kısımda $i_{s\alpha}$, $i_{s\beta}$, $\varphi_{r\alpha}$, $\varphi_{r\beta}$, ω_m , t_L ve R_r kestirimlerini gerçekleştirilen ve ayrıntıları Bölüm 6.1’de açıklanan DKF algoritmasının gerçek-zamanlı deney çalışmaları ile başarımı incelenmektedir. Gerçek-zamanlı deney çalışmalarında Bölüm 5’te ayrıntıları verilen deney düzeneği kullanılmıştır. DKF algoritması anma hız ve yük momentinde, hız ve momentin sırasıyla $t = 25 [sn]$ ve $t = 75 [sn]$ ’lerde terslendirildiği Senaryo 1 için doğrulanmıştır. Ayrıca DKF algoritmasının başarımı farklı yük koşullarını içeren ve Bölüm 5’te sunulan Senaryo 2 altında test edilmiştir.

Kullanılan DKF algoritmasına ait gürültü kovaryans matrisleri deneme-yanılma yöntemi ile aşağıdaki gibi belirlenmiştir.

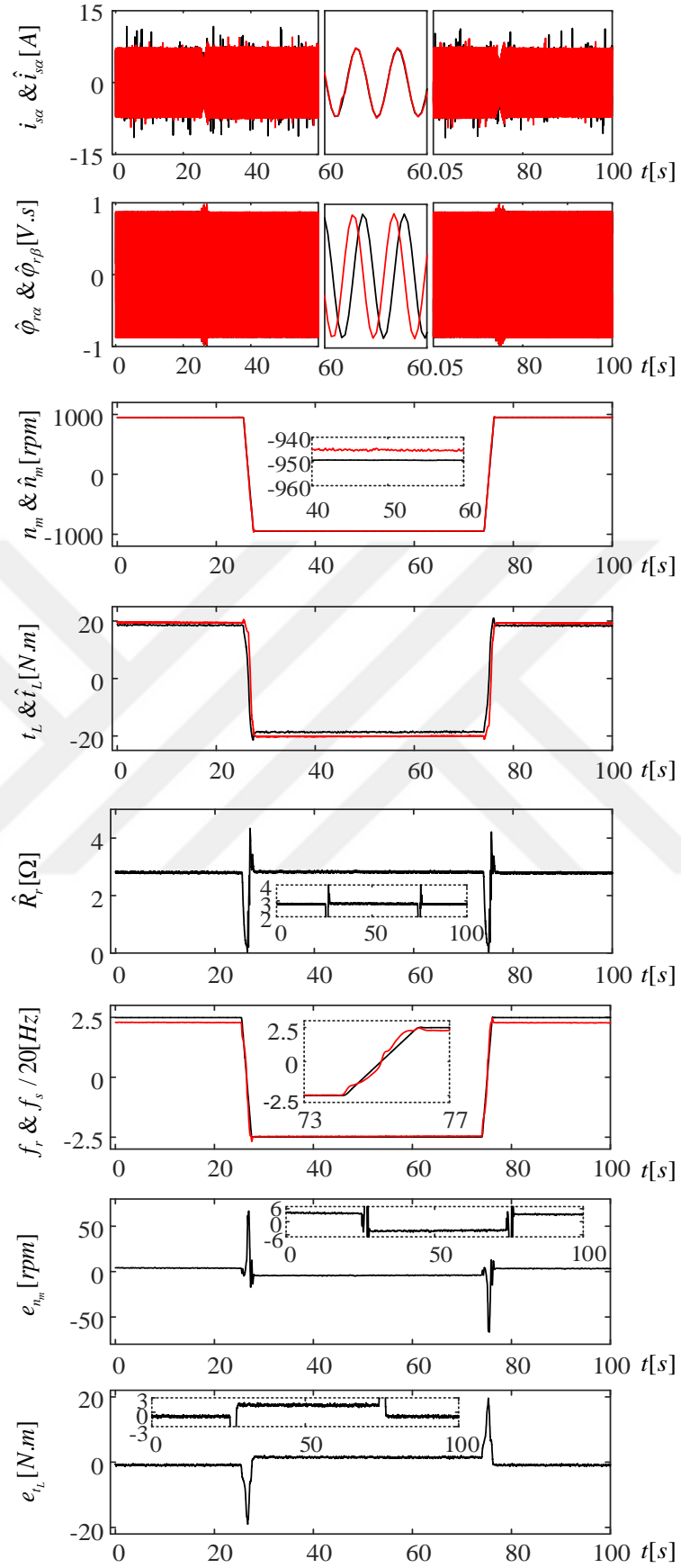
$$Q = \text{diag} \left[\begin{array}{cccc} 1(A)^2 & 1(A)^2 & 1e - 10 (V.sn)^2 & 1e - 10 (V.sn)^2 \\ & 3e - 6 (rad/sn)^2 & 2.5e - 4 (N.m)^2 & 1e - 5 (\Omega)^2 \end{array} \right]$$

$$R = \text{diag} [0.9 (A)^2 \quad 0.9 (A)^2]$$

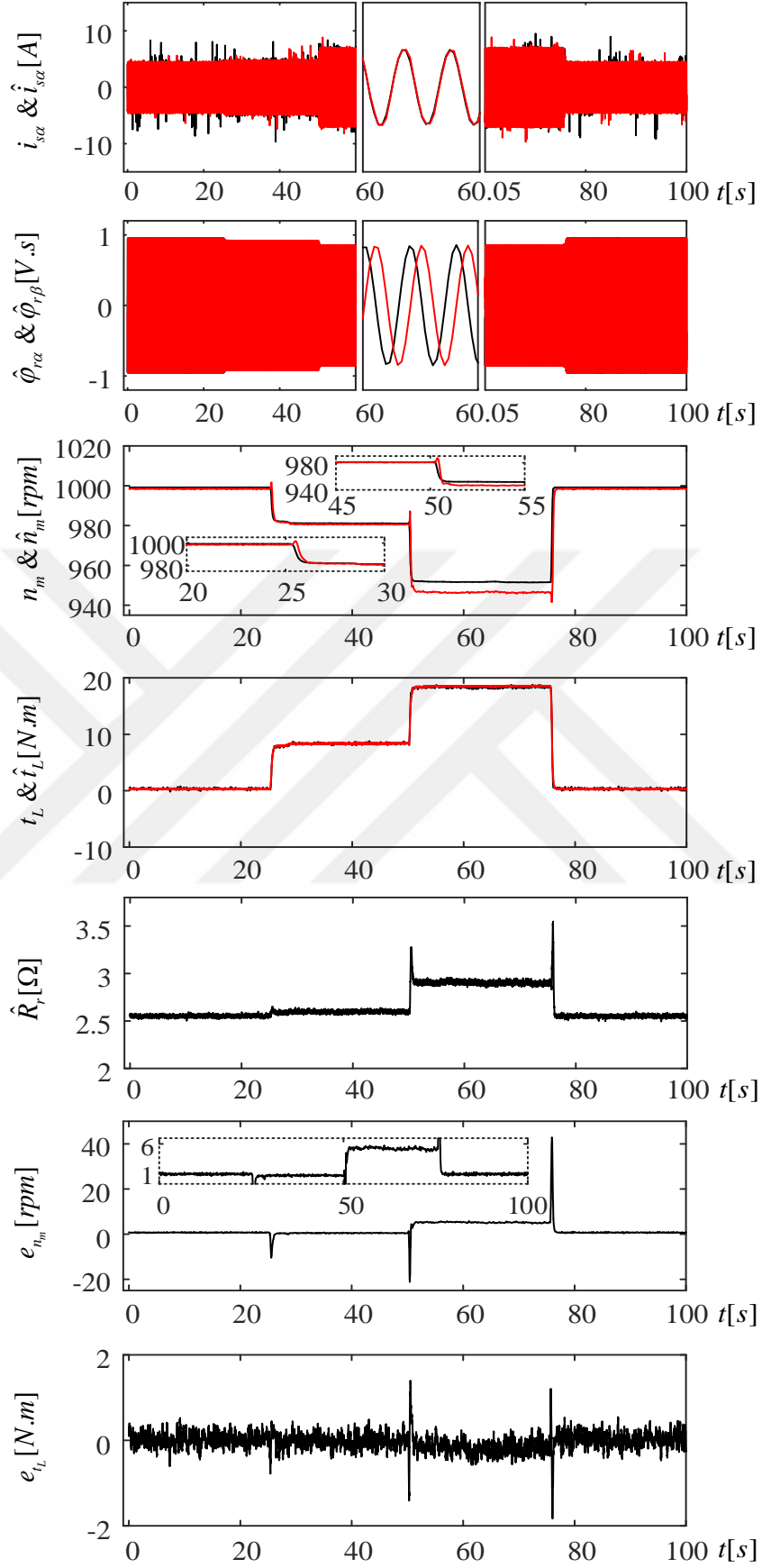
$$P = \text{diag} \left[\begin{array}{cccc} 10 (A)^2 & 10 (A)^2 & 10 (V.sn)^2 & 10 (V.sn)^2 \\ & 10 (rad/sn)^2 & 10 (N.m)^2 & 10 (\Omega)^2 \end{array} \right]$$

Bilindiği üzere yük momentinin sabit tutulduğu hız değişimlerinde ASM’ye uygulanan stator frekansı (f_s) değişimlerinde rotor frekansı (f_r)’de kayma değerine (s) bağlı olarak değişmektedir ($f_r = sf_s$). Bu durum ASM’nin R_r değerinin de değişmesine neden olmaktadır (Barut vd., 2012). Bundan dolayı Senaryo 1’den elde edilen sonuçlarda stator ve rotor frekansı değişimleri de sunulmuştur. DKF algoritmasından elde edilen kestirim sonuçları ve kestirim sonuçları ile ölçülen değerler arasındaki fark olarak tanımlanan hatalar sırasıyla Şekil 6.3 ve Şekil 6.4’te verilmiştir.

DKF algoritmasının DS1004 üzerinde gerçekleştirildiği gerçek zamanlı çalışmalarda $T = 170 \mu s$ kullanılmıştır.



Şekil 6.3 Senaryo 1 için DKF algoritmasından elde edilen gerçek zamanlı sonuçları



Şekil 6.4 Senaryo 2 için DKF algoritmasından elde edilen gerçek zamanlı sonuçları

6.4. Benzetim Çalışmaları ve Gerçek Zamanlı Deneylerden Elde Edilen Gözlemler

DKF algoritmasından alınan sonuçlardan da görüldüğü üzere motor hızının terslendiği sıfır hız geçişinde $f_r = 0$ olduğunda $R_r = 0$ ya da t_L 'nin artırıldığı durumlarda R_r değerinin de arttığı görülmektedir. Bu durum R_r 'nin sabit parametre olarak kabul edildiği Model-I ve Model-II'nin R_r değişimlerini hesaba katmadığını göstermektedir. Bundan dolayı Model-III tabanlı DKF algoritması R_r değişimlerini hesaba kattığı için diğerlerine üstünlük sağlamaktadır.



BÖLÜM VII

SONUÇ

Bu tez çalışmasında, ASM'ler için GKF ve DKF'nin karşılaştırıldığı literatürdeki mevcut çalışmalardan farklı olarak, adil bir karşılaştırma yapmak için Model-I ve Model-II tabanlı hem GKF hem de DKF algoritmalarının gürültü kovaryans matrisleri, DGA ile optimize edilerek kestirim başarımları benzetim ve gerçek zamanlı deney çalışmaları yapılarak, karşılaştırılmaları yapılmıştır. Ayrıca rotor direnci değişimlerini de hesaba katan bir DKF algoritması tez kapsamında ilk kez literatüre tanıtılmış ve bu algoritmaya ait benzetim ve gerçek-zamanlı deney sonuçları sunulmuştur.

GKF ve DKF algoritmalarının karşılaştırmaları ile ilgili literatürde yapılan çalışmalardan Li ve Zhong (2005) ve kumar vd. (2011)'de GKF algoritmasının DKF algoritmasından daha iyi kestirim başarımları sergilediği, Akin vd. (2003), (2006), Jafarzadeh vd. (2011) ve Jafarzadeh vd. (2012)'de ise DKF algoritmasının GKF'den daha iyi kestirim başarımları gerçekleştirdiği ifade edilmiştir. Dolayısıyla literatürde kullanılan bu iki algoritmanın kestirim başarımlarının karşılaştırılması ile ilgili bir çelişki değerlendirmeler bulunmaktadır. Bu durumun sebebi algoritmaların kestirim başarımlarını doğrudan etkileyen gürültü kovaryans matrislerinin her iki algoritma için de deneme yanılma yöntemi ile belirlenmesinden kaynaklanmaktadır. Tez kapsamında gerçekleştirilen karşılaştırma işleminde gürültü kovaryans matrisleri aynı maliyet fonksiyonu ve aynı küresel optimizasyon algoritması kullanılarak optimize edilmiş ve gerçekleştirilen karşılaştırma işleminin daha doğru olması amaçlanmıştır. Hem benzetim ortamı için hem de gerçek zamanlı çalışmalar için gerçekleştirilen çevrimdışı optimizasyon işlemlerinden alınan sonuçlarda OKH değerinin GKF ve DKF algoritmalarında birbirlerine çok yakın olduğu görülmektedir. Aynı zamanda, elde edilen gürültü kovaryans matrislerinin değerlerinin de birbirlerine çok yakın değerlerde olması bu iki algoritmanın gürültü kovaryans matrislerinin çok yakın değerleri için çok yakın kestirim sonuçları elde edildiğinin bir kanıtı olmaktadır. Ayrıca Model-II tabanlı GKF ve DKF algoritmalarına hem benzetim ortamında hem de gerçek zamanlı deney çalışmalarında eşit gürültü kovaryans matrisleri uygulanması sonucunda elde edilen kestirim sonuçlarının birbirlerine çok yakın değerlerde olması algoritmaların birbirlerine çok yakın karakteristikler sergilediklerini ortaya koymaktadır. Açıklanan bu durumlar elde edilen

kestirim sonuçlarından da açık bir şekilde görülmektedir. Fakat iki algoritmanın işlem yükü bakımından karşılaştırmalarına ilişkin verilen sonuçlarda GKF algoritmasının işlem yükünün DKF algoritmasına kıyasla daha düşük olduğu görülmektedir.

Literatürde ilk kez tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen Model-III tabanlı DKF algoritması, Model-I ve Model-II tabanlı DKF algoritmalarından farklı olarak, rotor direnci değişimlerini de hesaba katması nedeniyle diğerlerine göre üstünlüğe sahip olmaktadır. Ancak, elde edilen sonuçların tamamı stator direnci değişimlerine duyarlıdır. Bu yüzden, tasarlanacak algoritmaların bu değişimleri kestirmesi ya da bu değişimlere karşı dayanıklı olmasını gerektirir.

Gelecek çalışmalar, harici sürücü kullanarak elde edilen gerçek-zamanlı bu sonuçların, tasarlanacak kendi sürücümüz ile doğrulanması ve stator direnci değişimlerini de hesaba katan yeni algoritmaların geliştirilmesi ve kapalı-çevrimli olarak bu algoritmaların test edilmesine yönelik olacaktır.

KAYNAKLAR

Akin, B., Orguner, U., and Ersak, A., "State estimation of induction motor using unscented Kalman filter", *IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, s. 915–919, 2003.

Akin, B., Orguner, U., Ersak, A., and Ehsani, M., "Simple Derivative-Free Nonlinear State Observer for Sensorless AC Drives", *IEEEASME Trans. Mechatron.* 11, 634–643, 2006.

Atkinson, D.J., Acarnley, P.P., and Finch, J.W., "Observers for induction motor state and parameter estimation", *IEEE Trans. Ind. Appl.* 27, 1119–1127, 1991.

Barut, M., Sincap kafesli asenkron motorların algılayıcısız yüksek başarılı kontrolüne yönelik genişletilmiş Kalman filtresi tasarımı ve uygulaması, Doktora Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 2005.

Barut, M., Bogosyan, S., and Gokasan, M., "Experimental Evaluation of Braided EKF for Sensorless Control of Induction Motors", *IEEE Trans. Ind. Electron.* 55, 620–632, 2008.

Barut, M., Demir, R., Zerdali, E., and Inan, R., "Real-Time Implementation of Bi Input-Extended Kalman Filter-Based Estimator for Speed-Sensorless Control of Induction Motors", *IEEE Trans. Ind. Electron.* 59, 4197–4206, 2012.

Bose, B.K., "High performance control and estimation in AC drives", *23rd International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation (IECON 97)*, s.377–385, 1997.

Demir, R., Asenkron motorlar için genişletilmiş Kalman filtresi tabanlı hız-algılayıcısız kestirim uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, *Niğde Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Niğde, 2011.

Depenbrock, M., "Direct self-control (DSC) of inverter-fed induction machine", *IEEE Trans. Power Electron.* 3, 420–429, 1988.

Dominguez, P.A., Silva, C.A., and Yuz, J.I., "State and Resistance Estimation in Sensorless FOC Induction Motor Drive Using a Reduced Order Unscented Kalman Filter", *Andean Region International Conference (ANDESCON)*, s. 171–174, 2012.

El-Hawary., Principles of Electric Machines with Power Electronic Applications, *IEEE Press*, New York, 1997.

Haykin, S., Kalman Filtering and Neural Networks, *Wiley-Interscience*, New York, 2001.

Holtz, J., "Sensorless Control of Induction Machines—With or Without Signal Injection?", *IEEE Trans. Ind. Electron.* 53, 7–30, 2005.

İnan. R., Asenkron motorların hız-algılayıcısız kontrolü için genişletilmiş Kalman filtresi tabanlı FPGA uygulaması, *Niğde Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, .Niğde, 2011.

Jafarzadeh, S., Lascu, C., and Fadali, M.S., "State Estimation of Induction Motor Drives Using the Unscented Kalman Filter", *IEEE Trans. Ind. Electron.* 59, 4207–4216, 2012.

Jafarzadeh, S., Lascu, C., and Fadali, M.S., "Square Root Unscented Kalman Filters for state estimation of induction motor drives", *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, s. 75–82, 2011.

Julier, S.J., Uhlmann, J.K., and Durrant-Whyte, H.F., "A new approach for filtering nonlinear systems", *American Control Conference*, s. 1628–1632, 1995.

Julier, S., Uhlmann, J., and Durrant-Whyte, H.F., "A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators", *IEEE Trans. Autom. Control* 45, 477–482, 2000.

Karaboğa, D., Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, *Nobel Yayın Dağıtım*, Ankara, 2011.

Keskintürk. T., "Diferansiyel Gelişim Algoritması", *Istanb. Ticaret Üniversitesi Fen Bilim. Derg.* 85–99, 2006.

Kılıç. M. R., Asenkron motorların hız-algılayıcısız kontrolü için indirgenmiş-dereceli genişletilmiş Kalman filtresi tabanlı kestiricinin geliştirilmesi ve gerçek-zamanlı uygulaması, *Niğde Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Niğde, 2010.

Kumar, S., Prakash, and J., Kanagasabapathy, P., "A critical evaluation and experimental verification of Extended Kalman Filter, Unscented Kalman Filter and Neural State Filter for state estimation of three phase induction motor", *Appl. Soft Comput.* 11, 3199–3208 2011.

Leite, A.V., Araujo, R.E., and Freitas, D., "Full and reduced order extended kalman filter for speed estimation in induction motor drives: a comparative study", *Power Electronics Specialists Conference (PESC 04)*, s. 2293–2299, 2004.

Lesic, V., Vasak, M., Stojicic, G., Peric, N., Joksimovic, G., and Wolbank, T.M., "State and parameter estimation for field-oriented control of induction machine based on unscented Kalman filter", *International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM)*, s. 409–414, 2012.

Li, J., and Zhong, Y., "Comparison of three Kalman filters for speed estimation of induction machines", *14th Annual Meeting on Industry Applications Conference (IAS)*, s. 1792–1797, 2005.

Qin, A.K., Huang, V.L., and Suganthan, P.N., "Differential Evolution Algorithm With Strategy Adaptation for Global Numerical Optimization", *IEEE Trans. Evol. Comput.* 13, 398–417, 2009.

Rigatos, G., and Siano, P., "Sensorless nonlinear control of induction motors using Unscented Kalman Filtering", *38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, s. 4654–4659, 2012.

Rodič, M., and Jezernik, K., "Speed-sensorless sliding-mode torque control of an induction motor", *IEEE Trans. Ind. Electron.* 49, 87–95, 2002.

Schauder, C., "Adaptive speed identification for vector control of induction motors without rotational transducers", *IEEE Trans. Ind. Appl.* 28, 1054–1061, 1992.

Storn, R., and Price, K., Differential Evolution — A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces, *International Computer Science Institute*, Berkeley, 1995.

Takahashi, I., and Noguchi, T., "A New Quick-Response and High-Efficiency Control Strategy of an Induction Motor", *IEEE Trans. Ind. Appl.* IA-22, 820–827, 1986.

Vas, P., Sensorless Vector and Direct Torque Control, *Oxford University Press*, Oxford, 1998.

Vas, P., Stronach, A.F., and Neuroth, M., "DSP-controlled intelligent high-performance AC drives present and future", *IEE Colloquium on Vector Control and Direct Torque Control of Induction Motors*. s. 7/1–7/8, 1995.

Yumuşak S., Asenkron motorlarda genişletilmiş Kalman filtresi ile sensörsüz doğrudan moment kontrolü, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 2006.

Zerdali, E., Hız-algılayıcısız genişletilmiş Kalman filtresi tabanlı kestirici tasarımının genetik algoritma ile optimizasyonu, *Niğde Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Niğde, 2011.

ÖZGEÇMİŞ

Recep YILDIZ 13.03.1990 tarihinde Kars'ta doğdu. İlk, orta ve lise öğretimini Kars'ta tamamladı. 2009 yılında girdiği Niğde Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nden Haziran 2014'de mezun oldu. Ağustos 2014'de Niğde Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde yüksek lisans öğrenimine başladı. Ocak 2015'de Niğde Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'ne araştırma görevlisi olarak atandı. Bu tarihten itibaren Niğde Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde araştırma görevlisi olarak çalışmakta ve yüksek lisans eğitimine devam etmektedir. Asenkron motorların hız-algılayıcısız kontrolü üzerine çalışmalar gerçekleştirmektedir.