



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

ASENKRON MOTORUN DURUM VE PARAMETRE KESTİRİMİ İÇİN KARMA
UYARLAMALI GENİŞLETİLMİŞ KALMAN FİLTRESİNİN TASARIMI

GİZEM ÖZKURT

Nisan 2021

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

ASENKRON MOTORUN DURUM VE PARAMETRE KESTİRİMİ İÇİN KARMA
UYARLAMALI GENİŞLETİLMİŞ KALMAN FİLTRESİNİN TASARIMI

Gizem ÖZKURT

Yüksek Lisans Tezi

Danışman

Doç. Dr. Emrah ZERDALI

Nisan 2021

Gizem ÖZKURT tarafından **Doç. Dr. Emrah ZERDALİ** danışmanlığında hazırlanan “Asenkron Motorun Durum ve Parametre Kestirimi için Karma Uyarlamalı Genişletilmiş Kalman Filtresinin Tasarımı” adlı bu çalışma jürimiz tarafından Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik-Elektronik Mühendisliği** Ana Bilim Dalı’nda Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Prof. Dr. Murat BARUT, Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi

Üye : Doç. Dr. Emrah ZERDALİ, Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Rıdvan DEMİR, Kayseri Üniversitesi

ONAY:

Bu tez, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulunca belirlenmiş olan yukarıdaki jüri üyeleri tarafından/...../2021 tarihinde uygun görülmüş ve Enstitü Yönetim Kurulu’nun/...../2021 tarih ve sayılı kararıyla kabul edilmiştir.

...../...../2021

Prof. 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.

Gizem ÖZKURT

ÖZET

ASENKRON MOTORUN DURUM VE PARAMETRE KESTİRİMİ İÇİN KARMA UYARLAMALI GENİŞLETİLMİŞ KALMAN FİLTRESİNİN TASARIMI

ÖZKURT, Gizem

Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman

: Doç. Dr. Emrah ZERDALI

Nisan 2021, 46 sayfa

Asenkron motorlar (ASM'ler) endüstride en yaygın kullanılan tahrik makinalarıdır. ASM'lerin durum/parametre kestirimi bu makinelerin yüksek başarımli kontrolü ve hız-algılayıcısız kontrolü için önem arz etmektedir. Genişletilmiş Kalman filtresi (GKF) sistem ve ölçme gürültülerini de hesaba katarak durum/parametre kestirimine olası bir yaklaşım sunmaktadır. Bununla birlikte, GKF ile en iyi kestirimlerin gerçekleştirebilmesi için ASM'ye ait hem dinamik hem de istatistiksel model parametrelerinin bilgilerine eksiksiz ihtiyaç duyulmaktadır. Bu bilgilerin çoğu uygulamada bilinmemesi veya kısmen bilinmesi geleneksel GKF'lerin başarımını düşürmektedir. ASM'nin durum/parametre kestiriminde, eksik sistem ve ölçüm gürültü kovaryansları filtreleme başarımı üzerinde en büyük etkiye sahiptir. Bu sorunun üstesinden gelmek için uyarlamalı GKF yöntemleri önerilmiştir. Bununla birlikte, mevcut uyarlama yapıları ile ilgili literatürde belirtilen sıkıntılar bu yöntemlerin kullanımını sınırlandırmaktadır. Bu tez çalışmasında, literatürde mevcut olan uyarlama yöntemlerinin üstünlüklerini bir araya getiren karma bir uyarlama yapısının tasarımı gerçekleştirilmiştir. Önerilen karma uyarlamalı GKF gözlemleyicisi ASM'nin durum/parametre kestirim sorununa uygulanarak başarımı test edilmiştir. Önerilen yöntem hem benzetim hem de deneysel çalışmalarla doğrulanmıştır.

Anahtar Sözcükler: Asenkron motor, uyarlamalı Kalman filtresi, durum ve parametre kestirimi

SUMMARY

DESIGN OF HYBRID ADAPTIVE EXTENDED KALMAN FILTER FOR STATE AND PARAMETER ESTIMATION OF INDUCTION MOTOR

ÖZKURT, Gizem

Niğde Ömer Halisdemir University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor : Associate Professor Dr. Emrah ZERDALI

April 2021, 46 pages

Induction motors (IMs) are the most widely used drive machines in the industry. State/parameter estimation of IMs is crucial for high-performance control and speed-sensorless control of these machines. Extended Kalman filter (EKF) provides a stochastic approach to state/parameter estimation, taking into account system and measurement noises. However, in order to make optimal estimations with GKF, the complete information of both dynamic and statistical model parameters of IM is required. Not knowing or partially knowing this information in most applications reduces the performance of conventional EKFs. In the state/parameter estimation of IM, incomplete system and measurement noise covariances have the greatest effect on the filtering performance. Adaptive EKF methods have been proposed to overcome this problem. However, the problems stated in the literature regarding existing adaptation mechanisms limit the use of these methods. In this thesis, a hybrid adaptation mechanism that combines the advantages of current adaptation methods has been designed. The performance of the proposed hybrid adaptive EKF observer has been tested by applying the state/parameter estimation problem of IM. The proposed method has been verified by both simulation and experimental studies.

Keywords: Induction motor, adaptive Kalman filter, state and parameter estimation

ÖN SÖZ

Yüksek lisans tez çalışmamın yürütülmesi sırasında, çalışmalarına yön veren, bilgi ve yardımlarını esirgemeyen ve bana her türlü desteği sağlayan tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Emrah ZERDALI'ye en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tez jürimde yer alan ve tezin hazırlanmasında bana yön veren Sayın Prof. Dr. Murat BARUT ve Dr. Öğr. Üyesi Rıdvan DEMİR'e teşekkürlerimi sunarım.

Bu tezi, bu günlere gelmemde maddi ve manevi her türlü desteğini esirgemeyen ve yüksek lisans yapmam için beni cesaretlendiren babam Ahmet ÖZKURT'a, annem Nermin ÖZKURT'a ve biricik kız kardeşim Ceren ÖZKURT'a ithaf ediyorum.

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
SUMMARY	v
ÖN SÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
SİMGE VE KISALTMALAR	xi
BÖLÜM I GİRİŞ	1
1.1 Asenkron Motor Kontrol Yöntemleri	1
1.2 Model Temelli Kestirici ve Gözlemleyiciler	5
BÖLÜM II KALMAN FİLTRESİNİN TASARIMI	11
2.1. Asenkron Motorun Genişletilmiş Dinamik Modeli	11
2.2 Genişletilmiş Kalman Filtresi	12
2.3 Uyarlanabilir Genişletilmiş Kalman Filtreleri	15
2.3.1 Unutma faktörlü genişletilmiş Kalman filtresi	15
2.3.2 Güçlü izleme genişletilmiş Kalman filtresi	16
2.3.3 Yeniliğe dayalı Kalman filtresi	17
2.3.4 Önerilen karma uyarlamalı genişletilmiş Kalman filtresi.....	18
BÖLÜM III BENZETİM ÇALIŞMALARI	22
3.1 Asenkron Motorun ve Gerilim Kaynaklı Eviricinin Matematiksel Modeli.....	23
3.2 Düşük Hız Bölgesindeki Kestirim Başarımının İncelenmesi	24
3.3 Yüksek Hız Bölgesindeki Kestirim Başarımının İncelenmesi.....	25
3.4 Üçgen Hız Referansı Altındaki Kestirim Başarımının İncelenmesi	27
3.5 Sinüs Hız Referansı Altındaki Kestirim Başarımının İncelenmesi.....	29
BÖLÜM IV GERÇEK ZAMANLI ÇALIŞMALAR	30
4.1 Yük Değişimleri Altındaki Kestirim Başarımının İncelenmesi	31
4.2 Hız Terslemeleri Altında Kestirim Başarımının İncelenmesi	34
4.3 Parametre Değişimleri Altında Kestirim Başarımının İncelenmesi.....	36
4.4 Üç Gözlemcinin Hesap Yüklerinin Karşılaştırılması	37
BÖLÜM V SONUÇLAR.....	38

KAYNAKLAR	39
ÖZ GEÇMİŞ	49



ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Benzetim çalışmalarında kullanılan ASM'ye ait anma değerler ve parametreler	22
Çizelge 3.2. e_{ω} ve e_{τ} 'nin dB cinsinden OKH değerleri	29
Çizelge 4.1. Deneysel çalışmalarda kullanılan ASM'ye ait anma değerler ve parametreler	31
Çizelge 4.2. e_{ω} ve e_{τ} 'nin dB cinsinden OKH değerleri	36
Çizelge 4.3. UGKF, YDGKF ve karma UGKF'ye ait ortalama uygulama süreleri.....	37

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Asenkron motorun doğrudan AYK kontrolü	2
Şekil 1.2. Asenkron motorun dolaylı AYK kontrolü	3
Şekil 1.3. Asenkron motorun doğrudan moment kontrolü	4
Şekil 1.4. Model öngörülü kontrollü sürücü sisteminin şeması.....	4
Şekil 1.5. Uyarlamalı tam-dereceli gözlemleyiciye ait blok şeması.....	6
Şekil 1.6. Asenkron motorun gözlemleyici tabanlı doğrudan vektör kontrolü.....	7
Şekil 2.1. Önerilen karma UGKF gözlemcisinin akış şeması.....	20
Şekil 3.1. Benzetim çalışmalarında kullanılan sisteme ait blok şeması.....	22
Şekil 3.2. İki seviyeli gerilim kaynaklı evirici (a) ve evirici tarafından oluşturulabilen gerilim vektörleri (b)	23
Şekil 3.3. 10 rad/sn'deki kestirim sonuçları	27
Şekil 3.4. 100 rad/sn'deki kestirim sonuçları	28
Şekil 3.5. Üçgen hız referansı için kestirim sonuçları	27
Şekil 3.6. Sinüs hız referansı için kestirim sonuçları.....	29
Şekil 4.1. Deney düzeneği (a) ve fotoğraf (b) blok şeması.....	30
Şekil 4.2. Yüksüz hız ters çevirmeleri için kestirim sonuçları.....	33
Şekil 4.3. Nominal hızdaki yük değişiklikleri için kestirim sonuçları.....	32
Şekil 4.4. Yük altında hız terslemeleri için kestirim sonuçları	33
Şekil 4.5. Yük ile hızın tersine çevrilmesi için kestirim sonuçları	33
Şekil 4.6. R_s değişikliği altında kestirim sonuçları.....	34
Şekil 4.7. R_r değişikliği altında kestirim sonuçları	35
Şekil 4.8. L_m değişikliği altında kestirim sonuçları.....	36

SİMGE VE KISALTMALAR

Simgeler	Açıklama
$\mathbf{x}_k$	Durum vektörü
$\mathbf{f}$	Durum ve girişlerin doğrusal olmayan fonksiyonu
$\mathbf{A}$	Sistem matrisi
$\mathbf{B}$	Giriş matrisi
$\mathbf{u}_k$	Kontrol giriş vektörü
$\mathbf{h}_k$	Çıkış fonksiyonu
$\mathbf{H}_k$	Ölçme matrisi
$\mathbf{w}_k$	Sıfır ortalama değerli sistem gürültüsü
$\mathbf{v}_k$	Sıfır ortalama değerli ölçme gürültüsü
$\mathbf{Q}$	Sistem gürültüsü kovaryans matrisi
$\mathbf{R}$	Ölçme gürültüsü kovaryans matrisi
$\mathbf{F}_k$	Geçiş matrisi
$\mathbf{P}$	Durum hata ya da durum vektörünün öngörülen kovaryans matrisi
$\mathbf{P}_k^-$	k anındaki önceki kovaryans matrisi
$\mathbf{P}_k$	k anındaki sonraki kovaryans matrisi
$\mathbf{I}$	Birim matris
α, β	$\alpha\beta$ – eksen takımı bileşenleri
$v_{s\alpha}, v_{s\beta}$	Stator gerilimlerinin $\alpha\beta$ – takımı bileşenleri
$i_{s\alpha}, i_{s\beta}$	Stator akımlarının $\alpha\beta$ – takımı bileşenleri
$\psi_{s\alpha}, \psi_{s\beta}$	Stator akılarının $\alpha\beta$ – takımı bileşenleri
$\psi_{r\alpha}, \psi_{r\beta}$	Rotor akılarının $\alpha\beta$ – takımı bileşenleri
ω_m	Rotor açısal hızı
p_p	Kutup çifti sayısı
τ_l	Bozucu yük momenti
R_s	Stator direnci
L_m	Mıknatıslanma endüktansı
L_s	Stator endüktansı

L_σ	Stator geici endüktansı
σ	Kaçak ya da kuplaj faktörü
J_t	Yük ve asenkron motorun toplam eylemsizlięi
T	Örnekleme zamanı
e	Hata terimi

Kısaltmalar

Açıklama

AA	Alternatif Akım
ASM	Asenkron Motor
AYK	Alan Yönlendirmeli Kontrol
DMK	Doğrudan Moment Kontrolü
EMK	Elektromanyetik Kuvvet
GKF	Genişletilmiş Kalman Filtresi
GİGKF	Güçlü İzleme Genişletilmiş Kalman Filtresi
KF	Kalman Filtresi
KKG	Kayma Kipli Gözlemleyiciler
KUGKF	Karma Uyarlamalı Genişletilmiş Kalman Filtresi
LG	Luenberger Gözlemleyicisi
MRAS	Model Referans Adaptif Sistem
TDG	Tam Dereceli Gözlemleyici
UGKF	Uyarlanabilir Genişletilmiş Kalman Filtresi
UFGKF	Unutma Faktörlü Genişletilmiş Kalman Filtresi
YDGKF	Yenilięe Dayalı Genişletilmiş Kalman Filtresi

BÖLÜM I

GİRİŞ

Asenkron motorlar (ASM'ler) kolay üretilmesi, az bakım gerektirmesi, maliyetinin ucuz olması, fırça-kolektör takımının olmaması, tek fazlı ve çok fazlı üretilmeleri, vb. özellikleri sayesinde endüstride en yaygın kullanılan tahrik makineleridir. Diğer taraftan, zamanla değişen elektriksel ve mekanik parametrelere ve bilinmeyen bozucu girişlere sahip yüksek dereceden doğrusal olmayan bir modele sahip olması bu motorların yüksek başarılı kontrolünü zorlaştırmaktadır (Barut, 2010).

1.1 Asenkron Motor Kontrol Yöntemleri

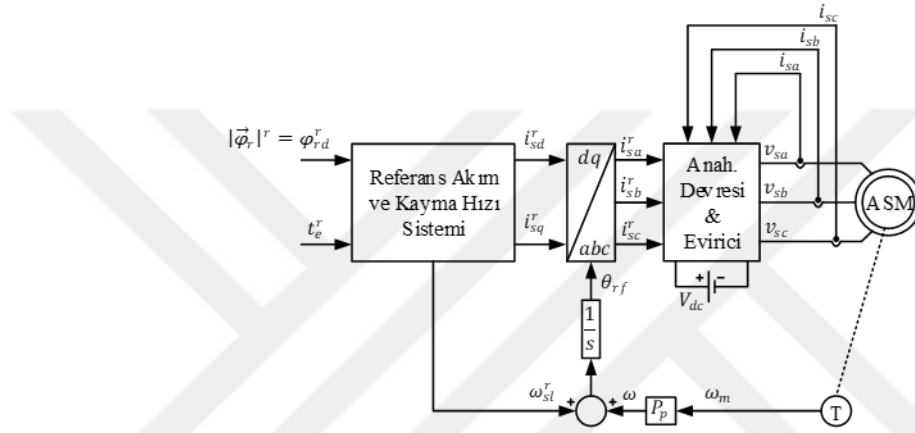
Yarı-iletken teknolojisindeki hızlı gelişim çeşitli güç elektroniği elemanlarının ve daha yüksek kapasiteli mikroişlemcilerin üretilmesinin yolunu açmıştır. Yarıiletken teknolojisindeki bu gelişmeler ASM'lerin değişken hızlı uygulamalarda kullanılmasını mümkün kılmıştır. ASM'nin sürekli sinüzoidal modeline dayanan geleneksel kontrol yöntemleri durum değişkenlerinin sadece genlik değişimleri ile kontrolüne dayanmaktadır. ASM'nin hızı statora uygulanan kaynağın frekansına ve kutup sayısına bağlıdır. Kutup sayısı değiştirilerek yapılan hız kontrolü özel tasarım motor gerektirmesi, hız kontrolünün kademeli olarak gerçekleştirilebilmesi ve fazladan sargıya ihtiyaç duyulmasından dolayı yaygın değildir. Ayrıca, fazladan sargı kullanılması hem maliyeti hem de makine boyutlarını artırmaktadır. Yaygın kullanıma sahip olan yöntem ASM'nin statoruna uygulanan gerilimin büyüklüğünün ve frekansının değiştirilmesi temeline dayanmaktadır. Günümüzde çeşitli açık-çevrim frekans çeviricilerinin kullanımı ile şebeke gerilimi doğrultularak istenilen frekans ve büyüklükte gerilim elde edilebilmektedir. Durum değişkenlerinin uzaysal durumları dikkate alınmayıp yalnızca genlik değişimlerinin gerçekleştirildiği bu kontrol yöntemleri skaler kontrol yöntemleri olarak adlandırılmaktadır. ASM'lerdeki akı ve moment arasındaki bağı sonucunda olarak skaler kontrol yöntemleri ile bu değişkenlerin bağımsız kontrolü mümkün değildir. Bundan dolayı, skaler kontrol yöntemleri orta dereceli bir başarıma sahiptir (Bose, 1997).

Yüksek kontrol başarımının gerekli olduğu uygulamalarda, çok uzun bir süredir iki

[illegible]

Bunlardan AYK yöntemi Boussak ve Jarray'e göre doğrudan (Şekil 1.1) ve dolaylı (Şekil 1.2) olmak üzere iki farklı şekilde uygulanabilmektedir (Boussak ve Jarray, 2006). Aynı sınıflandırma Bose tarafından “ileri-beslemeli (dolaylı) vektör kontrol” ve “geri beslemeli (doğrudan) vektör kontrol” biçiminde yapılmaktadır. Bose tarafından yönlendirmenin yapıldığı alana göre “stator alan yönlendirmeli kontrol” ve “rotor alan yönlendirmeli kontrol” şeklinde bir sınıflandırma yapılmıştır (Bose ve Patel, 1998). Ayrıca, Holtz'a göre AYK'da kullanılan ASM'nin dinamik modelini oluşturan durum denklemlerindeki durum değişkenleri stator alan yönlendirmeli kontrol için stator akımı

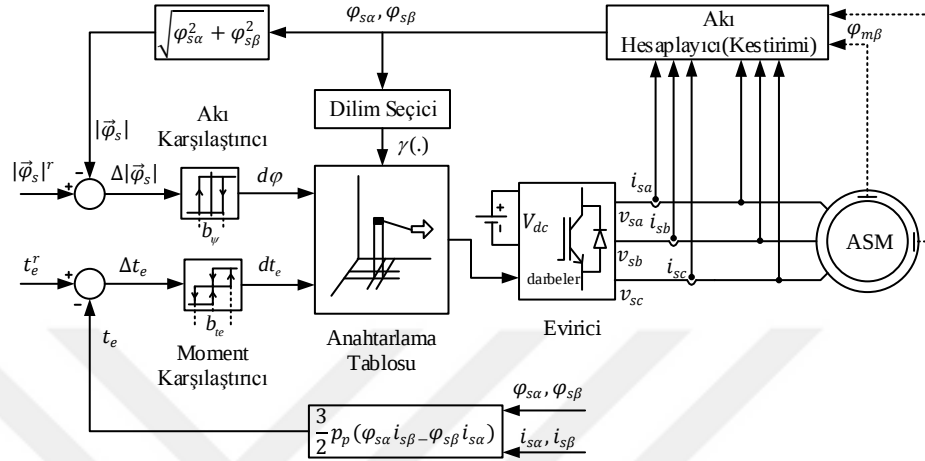
ve stator akısı, rotor alan yönlendirmeli kontrol için stator akımı ve rotor akısı olarak seçilmelidir (Holtz, 2002). AYK yönteminin doğrusal bir kontrol yöntemi olması ve ardışık bağlı doğrusal kontrolörlere sahip olması bu yöntemin dinamik başarımını etkilemektedir. Ayrıca, ardışık bağlı doğrusal kontrolör katsayılarının belirlenmesindeki zorluk bu yöntemin diğer bir olumsuz yönünü oluşturmaktadır. Dolaylı AYK yönteminde ise, yönlendirilen alanın konumu rotor zaman sabitine bağlı bir eşitlik üzerinden hesaplanması ve rotor zaman sabitinin ASM'nin çalışma koşullarına göre değişmesi bu kontrol yönteminin başarımını düşürmektedir.



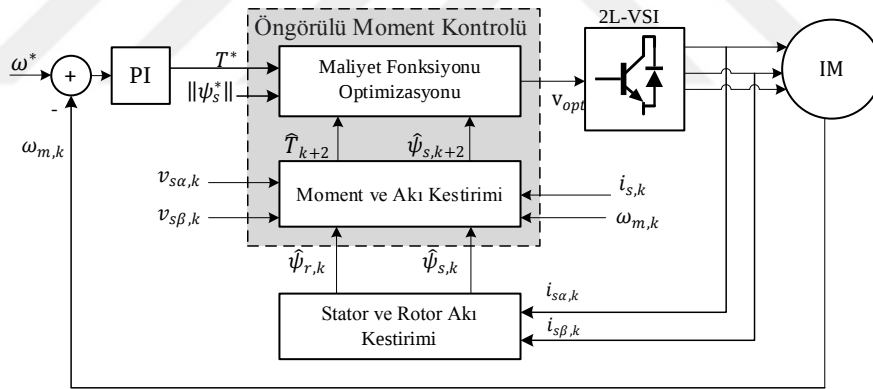
Şekil 1.2. Asenkron motorun dolaylı AYK kontrolü (Barut, 2005)

Diğer taraftan, AYK'ya göre daha iyi dinamik başarıma ve daha basit yapıya sahip DMK yöntemi (Şekil 1.3) de yaygın olarak kullanılan diğer bir yöntemdir. DMK referans giriş ile ölçülen/kestirilen değişkenler arasındaki fark olarak tanımlanan akı ve moment hatasını belirlenen değerler arasında tutmak için histeresiz karşılaştırıcıları ve en uygun anahtarlama durumlarını içeren anahtarlama tablosunu kullanmaktadır. Bu yöntemin harici bir modülatöre ve eksen dönüşümlerine gerek duymaması hem yapısını sadeleştirmekte hem de dinamik cevabını iyileştirmektedir. Bununla birlikte, değişken anahtarlama frekansı ve evirici yapılarındaki sınırlı anahtarlama sayısından kaynaklı yüksek tork dalgalanması bu yöntemin olumsuzluklarını oluşturmaktadır (Usta vd., 2017). Literatürde, tork dalgalanmasını ve değişken anahtarlama frekansının sabitlenmesi amacıyla çeşitli çalışmalar yapılmış ve etkili çözümler geliştirilmiştir (Idris vd, 2002; Idris vd, 2004; Lascu ve Trzynadlowski, 2004). Fakat iyileştirme adına yapılan bu eklemeler DMK'nın basit yapısının karmaşıklaşmasına neden olmaktadır.

Günümüzde düşük maliyetli, çok seviyeli ve daha düşük harmonik değerlere sahip evirici yapılarının geliştirilmesi, bu yapıların motor sürücülerinde geniş kullanım alanı bulması ile sonuçlanmıştır. Fakat bu yapıların kullanımı ile birlikte gelen ek kontrol amaçları AYK ve DMK temelli sürücü sistemlerinin karmaşıklığını artırmaktadır.



Şekil 1.3. Asenkron motorun doğrudan moment kontrolü (Zerdali, 2016)



Şekil 1.4. Model öngörülü kontrollü sürücü sisteminin şeması (Rodriguez vd., 2012)

Bu durum, daha esnek, doğrusal olmayan durumları ele alabilen ve yüksek dinamik cevaba sahip yeni kontrol yöntemlerinin arayışına yol açmıştır. Tüm bu üstünlükleri bir arada bulunduran model öngörülü kontrol (MÖK) (Şekil 1.4) yöntemleri güç elektroniği ve motor sürücü uygulamalarında araştırmacıların ilgisini çekmeyi başarmıştır (Cortes vd., 2008; Kouro vd., 2009). AYK, DMK ve MÖK yöntemlerinin gerçekleştirilebilmesi için hız ve/veya akı bilgisine ihtiyaç vardır ve bu değişkenler ek algılayıcılar (artımsal kodlayıcı, hall etkili algılayıcı, vb.) kullanılarak ölçülebilmektedir. Bu algılayıcıların dahil edilmesi sürücü sisteminin donanım karmaşıklığının yanı sıra maliyetinin ve

boyutunun da artmasına neden olmaktadır (Barut vd., 2008). Ayrıca, zorlu çalışma koşullarındaki uygulamalarını sınırlandırmaktadır. Bu olumsuzlukların üstesinden gelmek amacıyla, literatürde bu değişkenler ölçülmek yerine kestirme yoluna gidilmektedir. Bu çeşit kontrol yöntemi “hız-algılayıcı kontrol” olarak adlandırılmaktadır. Hız-algılayıcı kontrol yöntemleri de kendi içerisinde iki kısma ayrılmaktadır (Holtz, 2002): işaret ekleme yöntemleri ve model temelli yöntemler. İşaret ekleme yöntemlerinin tasarımlarının karmaşık olması, motora özel çözümler sunması ve bunun bir sonucu olarak motor ve sürücü kombinasyonu şeklinde satılması yaygın kullanımını engellemektedir. Model temelli yöntemler ise, terminal değişkenlerinin ölçülerek motor modelinde kullanılması yolu ile durum/parametre kestirimine olanak sağlaması ve tasarımlarının işaret ekleme yöntemlerine kıyasla nispeten basit olması bu yöntemlere olan ilgiyi artırmıştır. Literatürde çeşitli model-temelli kestirim yöntemleri önerilmiştir (Mohan vd., 2020):

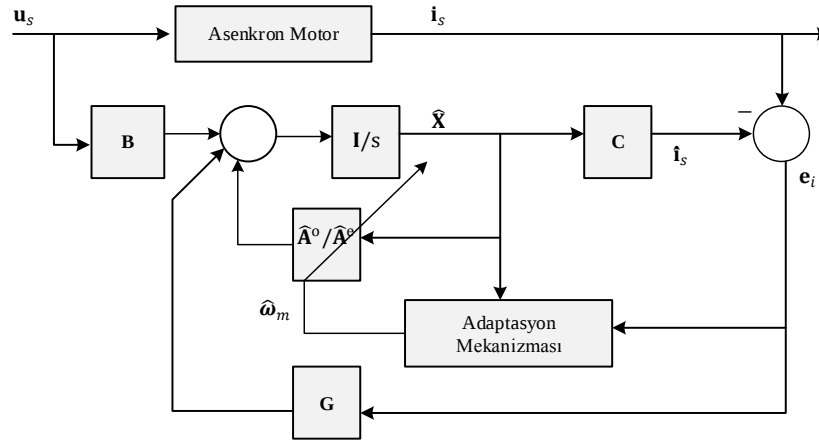
- Model referans adaptif sistemler (MRAS’lar)
- Tam-dereceli gözlemleyiciler (TDG’ler)
- Kayma-kipli gözlemleyiciler (KKG’ler)
- Doğrusal olmayan Luenberger gözlemleyicileri
- Doğrusal olmayan Kalman filtreleri
- Yapay zeka temelli gözlemleyiciler

1.2 Model Temelli Kestiriciler ve Gözlemleyiciler

Kestirici/gözlemleyici modern kontrol teorisiyle ortaya çıkan bir kavramdır. Kontrol edilen sistemin çoklu duruma sahip olması ve bu durumların tümüne erişimin fiziksel olarak mümkün olmadığı veya maliyetli olduğu uygulamalarda kestirme/gözleme yöntemleri tercih edilmektedir. Gözlemleyicileri kestiricilerden ayıran fark ise, ek bir düzeltme terimin bulunmasıdır (Vas, 1998).

MRAS kestiricileri basit yapıları ve düşük işlem yükleri nedeniyle hız-algılayıcı kontrolde kullanılan en yaygın yöntemlerden biridir. MRAS kestiricileri aynı durum değişkenlerini çıkış olarak veren iki farklı model kullanmaktadır: referans model ve uyarlanabilir model. Referans model kestirilecek olan değişkeni içermeyen,

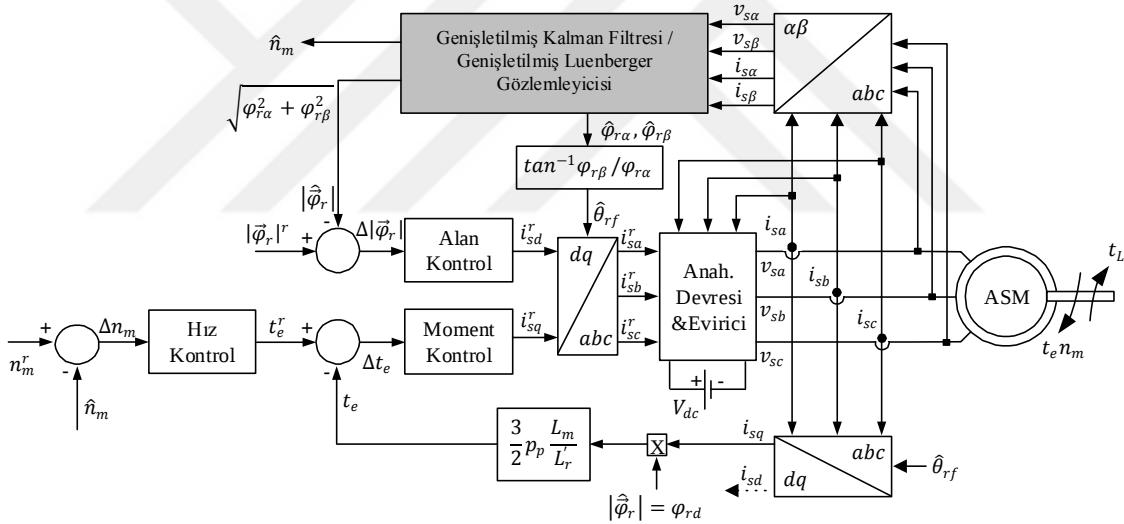
uyarlanabilir model bu değişkeni içermektedir. Bu iki model arasındaki fark olarak tanımlanan hata bir uyarlama mekanizması üzerinden sürülerek uyarlanabilir modeldeki kestirilmek istenen değişken kestirilmektedir. Literatürde rotor akısı (Schauder, 1992), zıt-elektromotor kuvvet (EMK) (Peng ve Fukao, 1994), aktif veya reaktif güç (Demir ve Barut, 2018; Peng ve Fukao, 1994), stator akımı (Orlowska-Kowalska ve Dybkowski, 2010; Zerdali ve Mengüç, 2019) veya gerilimi (Özdemir, 2020), empedans (Das vd., 2019), $X (\mathbf{v}^* \times \mathbf{i})$ (Ravi Teja vd., 2012) ve ρ (ayarlanabilir açı) (Hamed vd., 2021) temelli MRAS kestiricileri önerilmiştir. Rotor akısı ve zıt-EMK temelli gibi olgun MRAS yöntemlerinden farklı olarak, güncel MRAS tasarımlarında referans modelin tasarımında mümkün olduğunca parametreden bağımsız durum değişkenlerinin seçildiği görülmektedir (Das vd., 2019; Hamed vd., 2021; Orlowska-Kowalska ve Dybkowski, 2010; Özdemir, 2020; Ravi Teja vd., 2012; Zerdali ve Mengüç, 2019). Bu yaklaşım referans olarak kullanılan modelin parametre değişimlerinden etkilenerek MRAS kestiricisinin değişken kestiriminde hata yapmasını önlemektedir. Diğer taraftan, MRAS kestiricilerinde kullanılan referans ve uyarlanabilir modellerin açık-çevrimli olması bu yöntemlerin parametre değişimlerinden ve bozucu girişlerden daha çok etkilenmesine neden olmaktadır. Bu olumsuzluğun üstesinden gelebilmek için gözlemleyici adı verilen kapalı-çevrimli kestirim yöntemleri önerilmiştir.



Şekil 1.5. Uyarlamalı tam-dereceli gözlemleyiciye ait blok şeması (Orlowska-Kowalska vd., 2017)

TDG en temel gözlemleyici yapısını oluşturmaktadır. ASM'nin akım ve gerilim model olarak adlandırılan açık-çevrimli iki modelinin birleştirilmesi ile elde edilen ve tam dereceli ASM modeli olarak adlandırılan modeli kullanmaktadır (Orlowska-Kowalska vd., 2019; Wang vd., 2021). Bu yapıya harici olarak uyarlamalı hız kestiricisinin

eklenmesi ile akı ve hız kestirimleri kapalı-çevrimli olarak gerçekleştirilebilmektedir (Orlowska-Kowalska vd., 2017). Uyarlamalı TDG'nin temel yapısı Şekil 1.5'te görülmektedir. Ayrıca, TDG'lerdeki işlem yükünün azaltılması amacıyla ölçülebilen durumların durum vektöründen çıkarılarak elde edilen indirgenmiş dereceli modelleri kullanan indirgenmiş dereceli türleri de önerilmiştir (Harnefors ve Hinkkanen, 2008). ASM'lerin durum kestiriminde araştırmacılar tarafından yaygın olarak kullanılan diğer bir yöntem KKG'dir. Bu gözlemleyici yapısının bozucu girişlere ve parametre değişimlerine karşı dayanıklı olması bu yöntemin en önemli üstünlüğünü oluşturmaktadır (Li vd., 2005). Diğer taraftan, literatürde kayma-kipli kontrol (sliding mode control) için belirtilen çatırtı sorunlarına sahiptir ve bu olumsuzluğun üstesinden gelmek için etkili yöntemler önerilmiştir (Zaky vd., 2018; Zhang vd., 2020). Bu yöntemin diğer bir olumsuzluğu ise, harici olarak kestirilecek her bir durum/parametre için ek uyarlama yapılarının tasarımı gerektirmesidir.



Şekil 1.6. Asenkron motorun hız-algılayıcısız doğrudan vektör kontrolü (Zerdali, 2016)

ASM'lerin durum/parametre kestiriminde kullanılan diğer model temelli yöntemler ise, doğrusal olmayan Luenberger gözlemleyicisi ve doğrusal olmayan Kalman filtresidir (Şekil 1.6). Luenberger gözlemleyicisi (LG) David Luenberger tarafından doğrusal belirgin (deterministic) tabanlı sistemler için önerilirken, Kalman filtresi (KF) Rudolf Emil Kalman tarafından doğrusal olasıl (stochastic) sistemler için önerilmiştir. Bu gözlemleyici yapılarının doğrusal olmayan sistemlerde kullanılabilmesi amacıyla genişletilmiş Luenberger gözlemleyicisi (GLG) (Afri vd., 2017) ve genişletilmiş Kalman filtresi (GKF) (Reif vd., 1999) olarak adlandırılan doğrusal olmayan türleri

önerilmiştir. Bu gözlemleyici yapıları LG ve KF’de kullanılan sistem modelinin durumlar etrafında doğrusallaştırılması ile elde edilmektedir. GLG ve GKF’nin işlem yükünün diğer yöntemlere kıyasla fazla olması bu yöntemlerin olumsuz yönlerini oluşturmaktadır. Bu sorunun üstesinden gelmek için, literatürde indirgenmiş-dereceli türleri önerilmiştir (İnan, 2021; Lee vd., 2004). Bununla birlikte, günümüzde daha güçlü ve daha ucuz mikroişlemcilerin üretilmesi bu sorunu tamamen ortadan kaldırmıştır.

Diğer model temelli yöntemlerin aksine, Kalman filtreleme yöntemleri sistem ve ölçüm gürültülerini de hesaba katarak durum/parametre kestirimine olası bir yaklaşım sunmaktadır (Yıldız vd., 2020). Sistem ve ölçüm gürültülerinin hesaba katılması bu yöntemin gürültülü ölçümler altında iyi kestirim başarımına sahip olmasıyla sonuçlanmaktadır. Bu yöntemin ASM’lerin durum/parametre kestiriminde yaygın olarak tercih edilmesinin nedeni ölçülen akım, gerilim ve hız bilgilerinin gürültülü olmasından kaynaklanmaktadır. Diğer taraftan, KF ile optimal kestirimlerin gerçekleştirebilmesi için sisteme ait hem dinamik hem de istatistiksel model parametrelerinin bilgilerine eksiksiz ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak bu bilgiler çoğu uygulamada ya bilinmemekte ya da kısmen bilinmektedir (Zerdali, 2020a). Sonuç olarak, tamamlanmamış dinamik veya ölçüm denkleme sahip olası sistem nedeniyle KF’nin başarımı düşmektedir. Eksik dinamik denklemin nedeni, eksik işlem gürültü kovaryansı, bilinmeyen giriş biası veya eksik model katsayıları iken, ölçüm gürültüsü kovaryansı veya bilinmeyen ölçüm biası eksik dinamik denkleme neden olmaktadır. ASM’nin durum ve/veya parametre kestirim problemi için eksik sistem ve ölçüm gürültü kovaryansları filtreleme performansı üzerinde en büyük etkiye sahiptir. Bu kovaryansları belirlemenin sistematik bir yolu olmadığı gibi kovaryanslar ile kestirim başarımı arasında matematiksel bir ilişki de henüz tanımlanamamıştır (Zerdali ve Barut, 2017). Literatürde gürültü kovaryansları genellikle deneme-yanılma yöntemi ile belirlenmektedir. Ayrıca, bunları meta-sezgisel algoritmalar ile akım, hız veya tork hatalarını içeren bir maliyet fonksiyonu üzerinden çevrimdışı optimize eden çalışmalar bulunmaktadır (Alsofyani vd., 2019; Rayyam ve Zazi, 2020; Salvatore vd., 2010; Shi vd., 2002; Zerdali ve Barut, 2017). Gürültü kovaryanslarının çalışma koşullarına göre değişmesi ve bu çalışmalarda gürültü kovaryanslarının tüm çalışma koşulları için sabit kabul edilmesi GKF başarımının düşmesine neden olmaktadır (Zerdali, 2019).

Geleneksel KF algoritmalarındaki bu olumsuzluğun üstesinden gelebilmek için, eksik

dinamik ve/veya ölçüm denklemlerinin etkisini çevrimiçi telafi edebilen çoklu-model temelli (Yin vd., 2017; Yin vd., 2014), kovaryans ölçeklendirmesi temelli (Yin vd., 2017; Yin vd., 2019; Zerdali vd., 2021) ve yenilik temelli (Zerdali, 2019) çeşitli uyarlanabilir GKF'ler (UGKF'ler) önerilmiştir. Bu yöntemler ASM'lerin durum/parametre kestirimi açısından değerlendirildiğinde, çoklu-model temelli GKF'lerin işlem yükünün çok fazla olması bu yöntemin gerçek-zamanlı uygulamalardaki kullanımını kısıtlamaktadır (Yin vd., 2019). Kovaryans ölçeklendirme yöntemleri kendi içerisinde tekli ve çoklu unutma faktörüne sahip olması bakımından iki kısma ayrılmaktadır. Tek unutma faktörüne sahip GKF'ler unutma faktörlü GKF (UFGKF)(Adaptive fading extended Kalman filter) (Zerdali vd., 2021) olarak adlandırılırken, çoklu unutma faktörüne sahip olanlar güçlü izleme GKF (GİGKF) (Strong tracking extended Kalman filter) (Yin vd., 2017; Yin vd., 2019) olarak adlandırılmaktadır. GİGKF algoritması, UFGKF algoritmasının genişletilmiş hali olmasına rağmen, KF eşitliklerindeki simetrisinin bozulmasından dolayı işlem yükünü oldukça fazla artırmaktadır. Bu durumun üstesinden gelmek için, Cholesky çarpımı kullanılarak simetrisinin sağlandığı simetrik GİGKF algoritması önerilmiştir (Yin vd., 2019). Ayrıca, UFGKF ve GİGKF algoritmaları geleneksel GKF algoritmaları gibi ön tanımlı gürültü kovaryans matrislerine ihtiyaç duymaktadırlar. Bununla birlikte yeniliğe dayalı GKF (YDGKF) (Innovation based adaptive extended Kalman filter) algoritması ön tanımlı gürültü kovaryans matrislerine ihtiyaç duymaz ve bu matrislerin tam kestirimini gerçekleştirmektedir (Zerdali, 2019; Zerdali, 2020a). Bu yöntem, hareketli bir pencere üzerinden gürültü kovaryanslarını kestirmektedir ve en uygun pencere boyutunun seçimi ile ilgili sorunlara sahiptir (Zerdali, 2020a). Artan pencere boyutu ile sürekli-halde kestirimlerdeki dalgalanmalar azalırken, geçici-halde yakınsama hızı düşmekte ve işlem yükü artmaktadır. Azalan pencere boyu ile geçici-hallerde gerçek değerlere daha hızlı yakınsarken, sürekli-halde kestirimlerdeki dalgalanmalar artmakta ve işlem yükü azalmaktadır. Literatürde, bu yöntemlerden UFGKF, GİGKF ve YDGKF'yi ASM'lerin durum/parametre kestirimi için karşılaştıran bir çalışmada (Zerdali, 2020a) kötü ayarlanmış gürültü kovaryans matrisleri altında geleneksel GKF algoritmalarının başarımının düştüğü ve uyarlanabilir GKF yöntemleri ile bu sorunun üstesinden gelinebileceği vurgulanmıştır. Ayrıca, YDGKF'deki hareketli pencere boyutunun seçimi ve pencere boyutunun neden olduğu yakınsama hızının düşmesi ile ilgili sıkıntılar belirtilerek, kovaryans ölçeklendirme yöntemlerinin, özellikle UFGKF'nin, ASM'nin durum/parametre kestirimi için en iyi seçenek olduğu

vurgulanmıřtır.

Tüm bu literatüre ek olarak, bu tez çalışmasında, UFGKF ve GİGKF algoritmalarındaki ön tanımlı gürültü kovaryans matrisi gereksinimi ile YDGKF algoritmalarındaki pencere boyutundan kaynaklanan sıkıntıları ortadan kaldırarak, bu algoritmaların üstünlüklerini bir araya getiren karma bir UGKF algoritması önerilmektedir. Önerilen karma UGKF algoritması benzetim ve gerçek-zamanlı çalışmalarla doğrulanmıřtır. Ayrıca, önerilen yöntemin etkinliğini göstermek amacıyla, önerilen yönteme ait kestirim sonuçları UFGKF ve YDGKF algoritmalarının kestirim sonuçları ile karşılaştırılmaktadır.



BÖLÜM II

KALMAN FİLTRESİNİN TASARIMI

Bu bölümde, öncelikle GKF tasarımı için kullanılacak olan ASM'ye ait genişletilmiş dinamik model verilmektedir. Daha sonra bu modelin kullanıldığı geleneksel GKF'ye ait detaylar sunulmaktadır. Geleneksel GKF'lerin başarımı gürültü kovaryans matrislerinin doğru seçimine bağlıdır. Fakat gürültü kovaryansları çoğu uygulamada bilinmemektedir veya kısmen bilinmektedir. Bu durum geleneksel GKF'nin kestirim başarımının düşmesine neden olmaktadır. Ayrıca, geleneksel GKF'lerde sabit kabul edilen gürültü kovaryansları farklı çalışma koşulları altında değişebilmektedir. Literatürde bu olumsuzluğun üstesinden gelmek için çeşitli uyarlama mekanizmaları ile güncellenmiş GKF'ler önerilmiştir. Bu uyarlama mekanizmalarının da uygulamaya göre artılarının ve eksilerinin olduğu bilinmektedir (Zerdali, 2020a). Literatürdeki uyarlamalı GKF'lere ait detaylar bu kısımda ele alınmakta ve bu yöntemlerin üstünlükleri ve olumsuz yönleri açıkça belirtilmektedir (Zerdali, 2020a). Tüm bunlara ek olarak, literatürdeki uyarlama mekanizmalarının üstünlüklerini bir araya getiren ve tez kapsamında önerilen karma uyarlamalı GKF'nin tasarımına ait detaylar sunulmaktadır.

2.1 Asenkron Motorun Genişletilmiş Dinamik Modeli

Asenkron motorun stator duran eksen takımındaki rotor akısı tabanlı altıncı dereceden modeli aşağıdaki genel biçimde verilebilir (Zerdali ve Demir, 2021):

$$\dot{\mathbf{x}}_t = \mathbf{f}(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t) + \mathbf{w}_t \quad (2.1)$$

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{h}(\mathbf{x}_t) + \mathbf{v}_t \quad (2.2)$$

Burada;

- $\mathbf{x}_t$ durum vektörünü,
- $\mathbf{f}$ durum ve girişlerin doğrusal olmayan fonksiyonunu,
- $\mathbf{u}_t$ giriş vektörünü,
- $\mathbf{h}$ çıkış fonksiyonunu,

- $\mathbf{H}$ ölçüm matrisini,
- $\mathbf{w}_t$ ve $\mathbf{v}_t$ sırasıyla sistem ve ölçüm gürültüsünü

ifade etmektedir. Eşitlik (2.1) ve (2.2)'de yer alan vektörlere ait detaylar ise şu şekildedir:

$$\mathbf{x}_t = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad \psi_{r\alpha} \quad \psi_{r\beta} \quad \omega_m \quad \tau_l]^T, \mathbf{u}_t = [v_{s\alpha} \quad v_{s\beta}]^T, \mathbf{h}(x_t) = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta}]^T$$

Ve

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t) = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_\sigma} i_{s\alpha} + \frac{k_r}{T_r L_\sigma} \psi_{r\alpha} + \frac{k_r}{L_\sigma} p_p \omega_m \psi_{r\beta} + \frac{v_{s\alpha}}{L_\sigma} \\ -\frac{1}{T_\sigma} i_{s\beta} + \frac{k_r}{L_\sigma T_r} \psi_{r\beta} - \frac{k_r}{L_\sigma} p_p \omega_m \psi_{r\alpha} + \frac{v_{s\beta}}{L_\sigma} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{s\alpha} - \frac{1}{T_r} \psi_{r\alpha} - p_p \omega_m \psi_{r\beta} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{s\beta} - \frac{1}{T_r} \psi_{r\beta} + p_p \omega_m \psi_{r\alpha} \\ \frac{3}{2} k_r \frac{p_p}{J_t} (\psi_{r\alpha} i_{s\beta} - \psi_{r\beta} i_{s\alpha}) - \frac{\tau_l}{J_t} \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Burada;

$$k_r = \frac{L_m}{L_r}, R_\sigma = R_s + k_r^2 R_r, T_\sigma = \frac{L_\sigma}{R_\sigma}, \text{dir.}$$

Yukarıda elde edilen sürekli zamanlı model, birinci dereceden ileri Euler yaklaşımı

$$\dot{\mathbf{x}}_t \approx \frac{\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k}{T} \quad (2.3)$$

kullanılarak ayrıklaştırılabilir. Ayrıklaştırılmış ASM modeli Eşitlik (2.4)'te verilmektedir.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{I}_{6 \times 6} \cdot \mathbf{x}_{k+1} + \mathbf{f}(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t) \cdot T \quad (2.4)$$

2.2 Genişletilmiş Kalman Filtresi

Doğrusal dinamik sistemlerin durum-uzay gösterimine dayanan Kalman filtresi (KF) (Haykin, 2001), doğrusal en uygun (optimal) filtreleme problemine özyinelemeli bir çözüm sağlar. Çözüm, duruma ilişkin her güncellenmiş tahminin önceki tahmin ve yeni girdi verilerinden hesaplanması, dolayısıyla yalnızca önceki tahmini depolamayı gerektirmesi açısından yinelemelidir. Kalman filtresi, geçmişte gözlemlenen verilerin tamamını saklama ihtiyacını ortadan kaldırmanın yanı sıra, kestirimi filtreleme işleminin her adımında doğrudan geçmişte gözlemlenen verilerin tamamından hesaplamadığından hesaplama açısından da üstünlüğe sahiptir (Haykin, 2001).

Kalman filtreleme problemi, dinamik bir sistemin doğrusal modelindeki bir durum vektörünün kestirimini ele almaktadır. Bununla birlikte, model doğrusal değilse, Kalman filtrelemesinin kullanımı bir doğrusallaştırma işlemi ile genişletilebilir. Elde edilen yeni filtreleme algoritması GKF olarak adlandırılmaktadır. GKF'nin temel fikri, Eşitlik (2.1) ve (2.2)'deki durum-uzay modelini her k anında $\hat{\mathbf{x}}_k$ veya $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ olarak alınan en son durum kestirimi etrafında doğrusallaştırmaktır. Doğrusal bir model elde edildiğinde, geleneksel KF denklemleri uygulanmaktadır. Daha detaylı bilgi için Haykin (2001)'e bakınız.

ASM'nin durum ve/veya parametre kestirimi için kullanılan GKF'ye ait adımlar aşağıdaki gibi verilebilir (Zerdali ve Demir, 2021):

1) Doğrusallaştırma adımı:

$$\mathbf{F}_{k+1|k} = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_k(\mathbf{x}, \mathbf{u}_k)}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_k} \quad (2.5)$$

2) Başlatma adımı:

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0] \quad (2.6)$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \quad (2.7)$$

3) Zaman güncellemesi:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{f}_k(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (2.8)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_{k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{F}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (2.9)$$

4) Ölçüm güncellemesi:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \quad (2.10)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (2.11)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_k^- \quad (2.12)$$

KF'nin diğer bir üstünlüğü olası (stochastic) bir yaklaşım olmasıdır, yani sistem ve ölçüm gürültülerini de hesaba katarak kestirimleri gerçekleştirmesidir. Bu da gürültü altında başarımının belirgin (deterministic) temelli yöntemlere kıyasla daha yüksek olması anlamına gelmektedir. Bununla birlikte, bu üstünlük bir sorunu da beraberinde getirmektedir. KF optimal kestirimi gerçekleştirebilmesi için sisteme ait hem dinamik hem de istatistiksel model parametrelerinin bilgilerine eksiksiz ihtiyaç duymaktadır. Diğer bir ifadeyle, hem sistem modeli hem de olası filtreye sağlanan bilgilerin doğru olması gerekmektedir (Zerdali, 2019). Ancak bu bilgiler uygulamada ya bilinmemekte ya da kısmen bilinmektedir. Bunun sonucu olarak, tamamlanmamış dinamik veya ölçüm eşitliğine sahip olası sistem nedeniyle KF'nin başarımı düşmektedir. Eksik dinamik eşitliğin nedeni, eksik işlem gürültü kovaryansı, bilinmeyen giriş biası veya eksik model katsayıları iken, ölçüm gürültüsü kovaryansı veya bilinmeyen ölçüm biası eksik dinamik eşitliğe neden olmaktadır. ASM'nin durum ve/veya parametre kestirim problemi için eksik sistem ve ölçüm gürültü kovaryansları filtreleme performansı üzerinde en büyük etkiye sahiptir. Literatürde, bu gürültü kovaryansları genellikle deneme-yanılma yöntemi kullanılarak ayarlansa da, bunları akım, hız ve tork hatalarıyla optimize eden birkaç çalışma (Alsofyani vd., 2019; Rayyam ve Zazi, 2020; Zerdali ve Barut, 2017) bulunmaktadır. Bu çalışmalarda, tüm çalışma koşulları için sabit gürültü kovaryans matrislerinin varsayımı filtreleme performansını düşürmektedir, çünkü bu matrisler çalışma koşullarına göre değişmekte ve çevrimiçi olarak ayarlanmaları gerekmektedir.

Bu olumsuzluğun üstesinden gelebilmek için, literatürde çeşitli uyarlanabilir Kalman filtreleri (UKF'ler) önerilmiştir. Bu yöntemler, gürültü istatistiklerinin değişimlerini de

hesaba katarak, geleneksel KF'nin başarımını olumlu yönde değiştirmektedirler.

2.3 Uyarlanabilir Genişletilmiş Kalman Filtreleri

Literatürde eksik dinamik ve/veya ölçüm eşitliklerinin etkisini telafi edebilen uyarlanabilir GKF yöntemleri önerilmiştir. Burada, uyarlanabilir öneki, sistem ve ölçüm gürültüsü kovaryans matrislerinden en az birini çevrimiçi olarak güncelleme yeteneğine işaret etmektedir. Bununla birlikte, literatürde her iki gürültü kovaryans matrisinin güncellenmesinin ıraksama veya takip sorunlarına yol açabileceği bildirilmektedir (Jiancheng ve Sheng, 2011). Literatürde çoklu-model (Yin, vd., 2017; Yin vd., 2014), kovaryans ölçeklendirmesi (Yin vd., 2017; Yin vd., 2019; Zerdali vd., 2021) ve yeniliğe (Zerdali, 2019) dayalı uyarlanabilir mekanizmalar önerilmiştir. Bu tez çalışmasında, çoklu-model tabanlı uyarlanabilir mekanizma hesaplama yükünün çok fazla olması nedeniyle dikkate alınmamıştır ve Yin vd. (2019)'da bu yaklaşımın hız-algılayıcısız bir kontrol sisteminde uygulanmasının elverişsiz olduğu bildirilmektedir.

Unutma faktörlü, güçlü takip ve yeniliğe dayalı uyarlama yapıları ile ilgili detaylar sonraki alt bölümlerde verilmektedir. Ayrıca, mevcut uyarlama yapılarındaki sıkıntıların ortadan kaldırılması ve üstünlüklerinin bir araya getirilmesi amacıyla, bu tez çalışmasında yeni bir karma uyarlama mekanizması önerilmiştir.

2.3.1 Unutma faktörlü genişletilmiş Kalman filtresi

GKF gözlemcisinden farklı olarak, unutma faktörlü GKF (UFGKF) gözlemcisi, tamamlanmamış dinamik eşitliğinin olumsuz etkisini, Eşitlik (2.13)'teki hata kovaryans matrisini bir unutma faktörü ile çarparak telafi eder. Bu şekilde, filtreleme sürecindeki eski verilerin ağırlığı azaltılmaktadır (Zerdali ve Demir, 2021; Zerdali, 2020a):

$$\mathbf{P}_k^- = \lambda_k (\mathbf{F}_{k|k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}) \quad (2.13)$$

Optimal unutma faktörü aşağıdaki varsayımlar altında

- $\mathbf{Q}_k$, $\mathbf{R}_k$ ve $\mathbf{P}_0$ pozitif tanımlıdır.
- Ölçüm matrisi $\mathbf{H}$ tam dereceli matristir.

Şu şekilde elde hesaplanabilir:

$$\lambda_k = \max \left\{ 1, \frac{\text{tr}[\mathbf{N}_k]}{\text{tr}[\mathbf{M}_k]} \right\} \quad (2.14)$$

$\mathbf{M}_k$ ve $\mathbf{N}_k$ matrisleri aşağıdaki gibidir:

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{H}\mathbf{F}_{k|k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}_{k|k-1}^T\mathbf{H}^T \quad (2.15)$$

$$\mathbf{N}_k = \mathbf{C}_0 - \mathbf{R}_k - \mathbf{H}\mathbf{Q}_k\mathbf{H}^T \quad (2.16)$$

Burada,

$$\mathbf{C}_0 = \begin{cases} \frac{\mathbf{v}_0\mathbf{v}_0^T}{2}, & k = 0 \\ \frac{[\lambda_k\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T]}{1+\lambda_k}, & k \geq 1 \end{cases} \quad (2.17)$$

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^- \quad (2.18)$$

$\lambda_k = 1$ ise, bu doğru filtreleme modelinin kullanıldığını ve UFGKF'nin geleneksel GKF olarak çalıştığını göstermektedir. Aksi takdirde, $\lambda_k > 1$ için, UFGKF hatalı modelin neden olduğu hataları telafi ederek, unutma faktörü yardımıyla kestirim başarımını iyileştirmektedir.

2.3.2 Güçlü izleme genişletilmiş Kalman filtresi

Güçlü izleme genişletilmiş Kalman filtresi (GİGKF), UFGKF'nin çoklu unutma faktörlerine sahip gelişmiş bir türüdür. Bu nedenle, UFGKF ile GİGKF arasındaki temel fark, unutma faktörü λ_k 'nin türetilmesinden kaynaklanmaktadır.

$$\mathbf{P}_k^- = \lambda_k (\mathbf{F}_{k|k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}) \quad (2.19)$$

Burada, $\lambda_k = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$.

Filtrenin GİGKF olarak adlandırılabilmesi için yeterli bir koşul aşağıda verilen

ortogonalite şartını sağlamasıdır.

$$E[\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k][\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k]^T = \min \quad (2.20)$$

$$E[\mathbf{v}_k + j\mathbf{v}_k^T] = 0, k = 0, 1, 2, \dots, j = 1, 2, \dots \quad (2.21)$$

Unutma faktörü şu şekilde bulunabilir:

$$\lambda_{k,i} = \begin{cases} \xi_i c_k, & \xi_i c_k \geq 1 \\ 1, & \xi_i c_k < 1 \end{cases}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.22)$$

$$c_k = \frac{\text{tr}[\mathbf{N}_k]}{\sum_{i=1}^n \xi_i \mathbf{M}_{k,ii}} \quad (2.23)$$

Burada, $\mathbf{M}_k$ ve $\mathbf{N}_k$ matrisleri

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{H}\mathbf{F}_{k|k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}_{k|k-1}^T\mathbf{H}^T \quad (2.24)$$

$$\mathbf{N}_k = \mathbf{V}_k - \eta\mathbf{R}_k - \mathbf{H}\mathbf{Q}_k\mathbf{H}^T \quad (2.25)$$

olarak hesaplanır ve

$$\mathbf{V}_k = \begin{cases} \mathbf{v}_0\mathbf{v}_0^T, & k = 0 \\ \frac{\rho\mathbf{v}_{k-1} + \mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T}{1+\rho}, & k \geq 1 \end{cases} \quad (2.26)$$

Ön bilgiden $x_{k,i}$ 'nin büyük değişimlere sahip olduğu biliniyorsa, izleme yeteneğini arttırmak için büyük bir ξ_i kullanılabilir. Aksi takdirde ξ_i genellikle $\xi_1 = \xi_2 = \dots = \xi_n = 1$ olarak seçilmektedir. Yumuşatma faktörü η durum kestirimin düzgün olması için kullanılır. Birden büyük değerler kestirimin doğruluğunu artırırken, birden küçük değerler izleme kabiliyetini artırmaktadır. Unutma faktörü (ρ) $0 < \rho \leq 1$ aralığındadır ve genellikle 0.95 seçilmektedir.

2.3.3 Yeniliğe dayalı uyarlamalı Kalman filtresi

GİGKF ve UGKF gözlemcileri önceden tanımlanmış $\mathbf{Q}$ ve $\mathbf{R}$ matrislerine ihtiyaç duyarlar ve köşegen olduğu varsayılan bu matrisler genellikle deneme-yanılma yöntemi ile ayarlanmaktadır. GİGKF ve UGKF gözlemcilerinin aksine, YDGKF gözlemcisi

(Zerdali, 2019) tam kovaryans kestirimi sağlar ve herhangi bir ayarlama çabası gerektirmez. Ayrıca YDGKF'nin ana gövdesi, sabit $\mathbf{Q}$ varsayımı dışında GİGKF gözlemleyicisi ile aynıdır (Zerdali ve Demir, 2021). Ayrıca, literatürde her iki gürültü kovaryans matrisinin eşzamanlı kestirimlerinin ıraksama problemlerine yol açabileceği belirtilmiştir (Mohamed ve Schwarz, 1999). Bu nedenle, bu tez çalışmasında ölçüm gürültü kovaryans matrisinin bilindiği varsayımıyla, yalnızca sistem gürültü kovaryans matrisinin kestirimi gerçekleştirilmektedir. Yenilik kalıntısının kovaryansının bir tahmini, N -genişliğindeki bir hareketli pencere için önceki artık dizilerin ortalaması alınarak türetilmektedir:

$$\hat{\mathbf{C}}_{\mathbf{v}_k} = \frac{1}{N} \sum_{j=k-N+1}^k (\mathbf{v}_j \mathbf{v}_j^T) \quad (2.27)$$

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k \quad (2.28)$$

Kestirilen sistem gürültüsü kovaryans matrisi aşağıdaki gibi elde edilmektedir:

$$\hat{\mathbf{Q}}_k = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=j_0}^k \Delta \mathbf{x}_j \Delta \mathbf{x}_j^T \right) + \mathbf{P}_k - \mathbf{F}_{k|k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k|k-1}^T \quad (2.29)$$

$$\Delta \mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^- \quad (2.30)$$

Sürekli halde, Eşitlik (2.29) varyans-kovaryans matrisi kullanılarak aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Mohamed ve Schwarz, 1999):

$$\hat{\mathbf{Q}}_k \approx \frac{1}{N} \sum_{j=j_0}^k \Delta \mathbf{x}_j \Delta \mathbf{x}_j^T \approx \mathbf{K}_k \hat{\mathbf{C}}_{\mathbf{v}_k} \mathbf{K}_k^T \quad (2.31)$$

Eşitlik (2.31)'in ispatı ve YDGKF gözlemcisine ait detaylar Mohamed ve Schwarz (1999)'da bulunabilir.

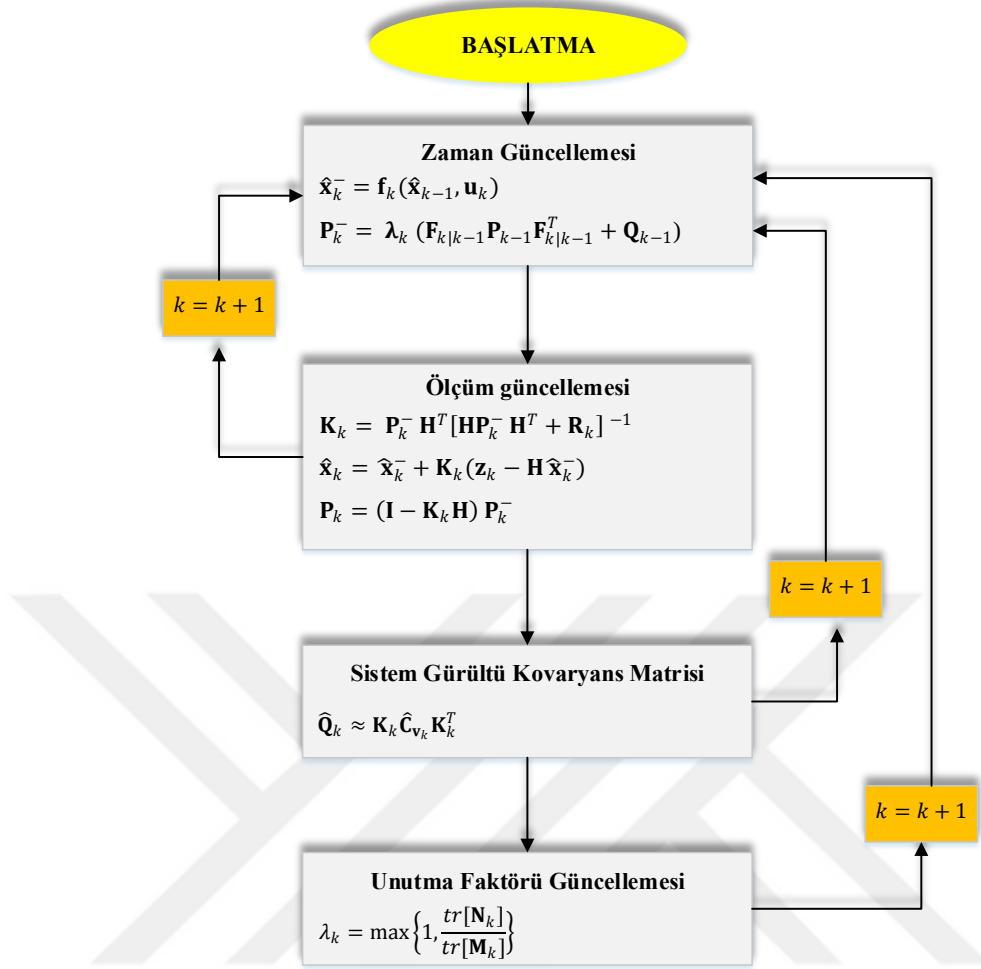
2.3.4 Önerilen karma uyarlamalı genişletilmiş Kalman filtresi

Bu tez çalışması kapsamında, mevcut uyarlama yapılarındaki sıkıntıların üstesinden gelmek ve bu yapıların üstünlüklerini bir araya getirmek amacıyla yeni bir karma

uyarlama yapısı önerilmiştir. Zerdali (2020) tarafından gerçekleştirilen çok yakın tarihli bir çalışmada, çoklu model dışındaki, bu uyarlama yapılarını kullanan GKF gözlemcileri ASM'nin durum ve parametre tahmini için karşılaştırılmış ve aşağıdaki gözlemler yapılmıştır:

- Yenilik tabanlı uyarlama yapısı, dinamik olmayan ASM durum değişimleri altında hareketli pencere boyutundan kaynaklanan yetersiz kestirimlere yol açabilmektedir. Bununla birlikte, bu yapı dinamik durum değişimleri altında en iyi başarıma sahiptir ve tam kovaryans kestirimi sağlamaktadır.
- Kovaryans ölçeklendirmeye dayalı uyarlanabilir yapılar, unutma faktörlü ve güçlü izlemeli yapılar, geleneksel GKF'lerin geçici durumlardaki kestirim başarımlarını iyileştirmekte ve ıraksamayı önlemektedir. Bu yapı, geçici haller dışında kalan çalışma koşullarının çoğunda etkisizdir ve bu uyarlanabilir yapıyı kullanan GKF'lerin başarımlarını ön tanımlı sistem ve ölçüm kovaryans matrislerine bağlıdır.





Şekil 2.1. Önerilen karma UGKF gözlemcisinin akış şeması

Mevcut uyarlama yapılarındaki sıkıntılar değerlendirildiğinde, yeni bir uyarlama yapısının önerisi ardındaki güdüler şu şekilde sıralanabilir:

- Eksik dinamik eşitliği durumunda, geleneksel GKF gözlemcilerinin kestirim başarımı düşmektedir. Modeldeki bu tutarsızlıklar ıraksama sorunlarına yol açarak hız-algılayıcısız motor sürücüsünün kararsız kontrolüne neden olabilmektedir.
- UFGKF gözlemleyicisi, tamamlanmamış dinamik eşitliğin etkisini telafi edebilir. Ancak, ön tanımlı gürültü kovaryans matrislerine ihtiyaç duyması ve bu matrislerin zaman alan bir ayarlama aşaması gerektirmesi bu yöntemin olumsuz yönlerini oluşturmaktadır. Ayrıca, UFGKF gözlemleyicisi $\lambda_k = 1$ için geleneksel GKF gözlemleyicisi gibi çalışmaktadır.
- YDGKF gözlemleyicisi, hareketli bir pencerede içerisindeki yenilikler yoluyla tam kovaryans kestirimi sağlamaktadır. ASM durumlarında bir değişiklik

meydana geldiğinde, hareketli pencereye dahil olan yeniliğin hareketli pencere üzerindeki etkisi genişleyen pencere boyutu ile azalmaktadır. Bu nedenle, değişimlere hızlı uyum sağlayamamaktadır. Bu durum geçici hallerde bu yöntemin başarımında düşüşe neden olmaktadır.

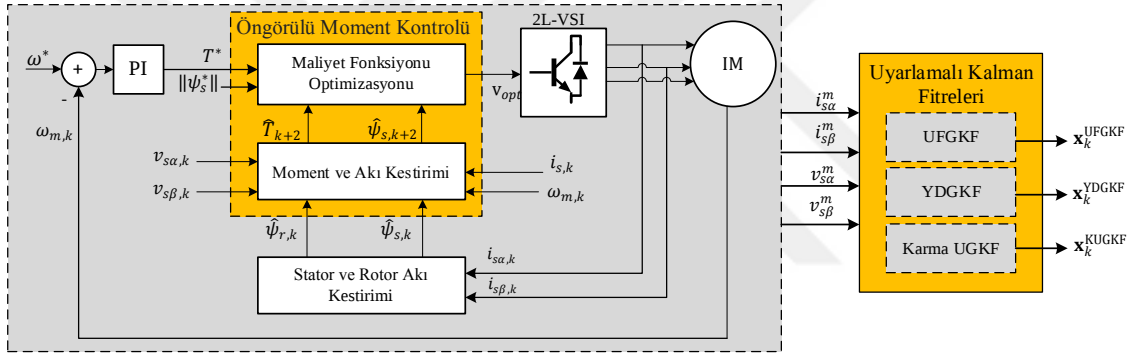
Önerilen karma UGKF gözlemcisi, hem UFGKF hem de YDGKF gözlemcilerinin üstünlüklerini birleştirmektedir. ASM durumlarındaki dinamik değişiklikler altında kestirim başarımını iyileştirmek için UFGKF'deki kovaryans ölçekleme yapısını ve çevrimiçi **Q** matrisini ayarlamak için YDGKF'deki tam kovaryans kestirim yapısını kullanmaktadır. Önerilen gözlemcinin akış şeması, Şekil 2.1'de sunulmaktadır.



BÖLÜM III

BENZETİM ÇALIŞMALARI

Bu bölümde, Bölüm 2’de önerilen karma UGKF benzetim çalışmaları ile doğrulanmaktadır. Önerilen karma UGKF’nin üstünlüğünü göstermek amacıyla UFGKF ve YDGKF gözlemleyicilerinin kestirim sonuçları karma UGKF’nin kestirim sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Başarım karşılaştırmalarının kabul edilebilir olması için üç gözlemleyici model öngörülü kontrollü bir sürücü sisteminden elde edilen aynı akım ve gerilimler ile beslenmiştir. Benzetim çalışmalarında kullanılan sisteme ait blok şeması Şekil 3.1’de ve ASM’ye ait anma değerler ve parametreler ise Çizelge 3.1’de verilmektedir.



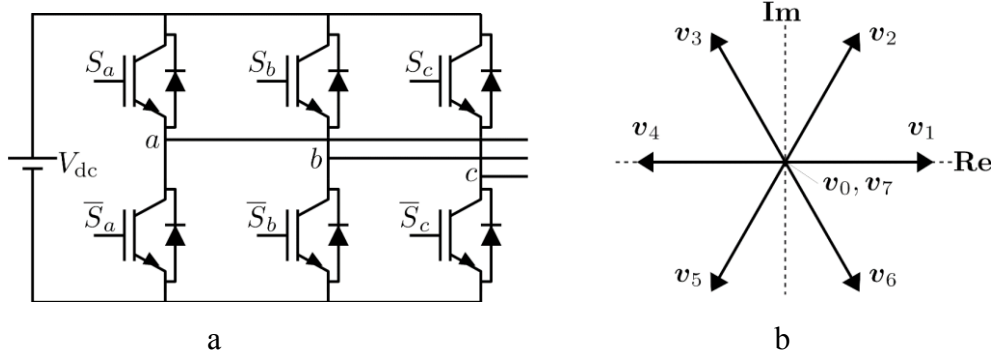
Şekil 3.1. Benzetim çalışmalarında kullanılan sisteme ait blok şeması

Çizelge 3.1. Benzetim çalışmalarında kullanılan ASM’ye ait anma değerler ve parametreler

P	3 kW	R_s	2.283 Ω
V	380 V	R_r	2.133 Ω
I	6.9 A	L_m	0.22 H
f	50 Hz	L_s	0.2311 H
p_p	2	L_r	0.2311 H
n_m	1430 dev/dk	J_t	0.0183 kg. m ²
τ_l	20 Nm	B_t	0.001 Nm/(rad/sn)

Şekil 3.1’de verilen kontrol sistemi ve üç gözlemleyici Matlab/Simulink ortamında gerçekleştirilmiştir. Gözlemleyiciler C dilinde kodlanmış Simulink/S-Function blokları

kullanılarak gerçekleştirildiğinden, aynı gözlemleyici blokları gerçek-zamanlı çalışmalarda da kullanılmıştır.



Şekil 3.2. İki seviyeli gerilim kaynaklı evirici (a) ve Evirici tarafından oluşturulabilen gerilim vektörleri (b) (Zerdali, 2020b)

Benzetim çalışmalarında, YDGKF ve karma UGKF için hareketli pencere boyutu deneme-yanılma yöntemi ile 32 olarak belirlenmiştir. Ayrıca, benzetim çalışmaları için örnekleme süresi (T) $100 \mu sn$ 'dir. Kestirim başarımındaki iyileşmeyi göstermek için kontrol sistemine farklı hız referansları ve yük değişimlerinin uygulandığı benzetim çalışmaları gerçekleştirilmiştir.

Kestirim sonuçlarının sunulduğu Şekil 3.3-3.6'da, e_ω gerçek hız ile kestirilen hız arasındaki hatayı ve e_τ uygulanan yük momentini ile kestirilen yük momentini arasındaki hatayı göstermektedir.

3.1 Asenkron Motorun ve Gerilim Kaynaklı Eviricinin Matematiksel Modeli

Asenkron motorun matematiksel modeli aşağıdaki biçimde verilebilir:

$$\mathbf{v}_s = R_s \mathbf{i}_s + \frac{d\boldsymbol{\psi}_s}{dt} \quad (3.1)$$

$$0 = R_r \mathbf{i}_r + \frac{d\boldsymbol{\psi}_r}{dt} - j\omega_r \boldsymbol{\psi}_r \quad (3.2)$$

$$\boldsymbol{\psi}_s = L_s \mathbf{i}_s + L_m \mathbf{i}_r \quad (3.3)$$

$$\boldsymbol{\psi}_r = L_m \mathbf{i}_s + L_r \mathbf{i}_r \quad (3.4)$$

$$T_e = \frac{3}{2} p_p \Im m(\boldsymbol{\psi}_s \mathbf{i}_s) \quad (3.5)$$

Burada, $\mathbf{v}_s$ stator gerilim vektörlerini $\mathbf{i}_s$ ve $\mathbf{i}_r$ sırasıyla stator ve rotor akımlarını Ψ_s ve Ψ_r sırasıyla stator ve rotor akılarını, R_s ve R_r sırasıyla stator ve rotor dirençlerini, L_s , L_r ve L_m sırasıyla stator, rotor ve mıknatıslanma endüktanslarını, ω_r elektriksel hızı ifade etmektedir. Stator terminalleri Şekil 3.2(a)'daki iki seviyeli üç-fazlı gerilim kaynaklı evirici ile beslenirse, gerilim vektörü aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

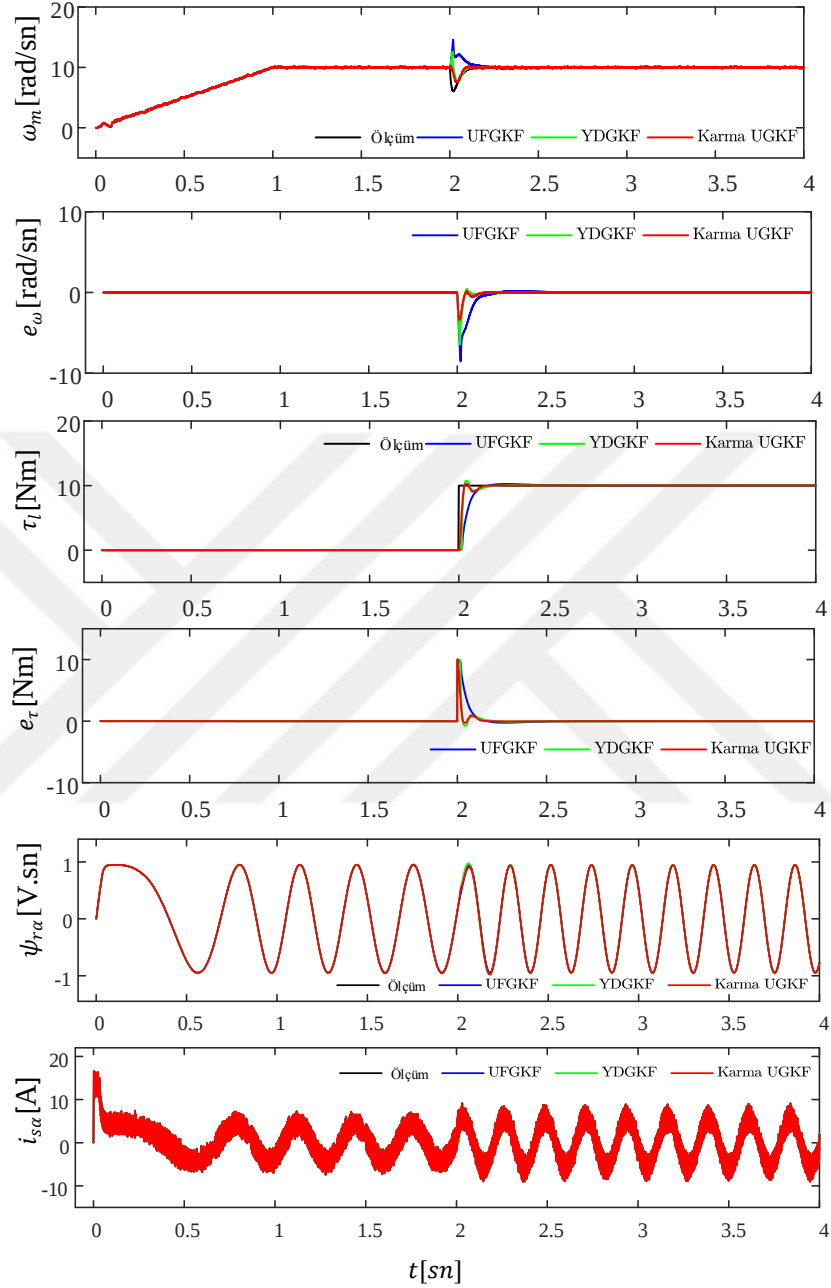
$$\mathbf{v} = \frac{2}{3} V_{dc} (S_a + a S_b + a^2 S_c) \quad (3.6)$$

S_a , S_b ve S_c eviricinin 1 (açık durumu) veya 0 (kapalı durumu) olabilen üst taraftaki IGBT'lere ait anahtarlama sinyalleridir. V_{dc} doğru akım barasının gerilim seviyesini göstermektedir. $a = e^{j2\pi/3}$ 'tür. S_a , S_b ve S_c anahtarlama sinyallerinin olası kombinasyonları göz önüne alındığında, sekiz farklı gerilim vektörü elde edilmektedir. Bu vektörlerden $\mathbf{v}_0$ ve $\mathbf{v}_7$ 'nin her ikisi de sıfır gerilim vektörü olduğundan, Şekil 3.2(b)'de gösterilen yedi adet gerilim vektörü elde edilebilmektedir (Zerdali, 2020b).

3.2 Düşük Hız Bölgesindeki Kestirim Başarımının İncelenmesi

Gerçekleştirilen ilk testte, ASM rampa şeklinde 1 sn içerisinde 10 rad/sn'ye hızlandırılmış ve daha sonra 10 rad/sn'de çalışırken 2. sn'de anma yükünün yarısına yüklenmiştir. Elde edilen kestirim sonuçları Şekil 3.3'te sunulmaktadır. Elde edilen kestirim sonuçları değerlendirildiğinde, tüm gözlemleyicilerin ani yük değişimi dışında benzer kestirim başarımlarına sahip olduğu görülmektedir. Bununla birlikte, yük değişiminden kaynaklanan geçici halde tüm gözlemleyiciler farklı tepkilere sahiptir. UFGKF düzgün ayarlanmayan ön tanımlı gürültü kovaryans matrislerinden dolayı geçici hal boyunca ölçülen hızı takip etmekte zorlanmaktadır. YDGKF ise sistem gürültü kovaryans matrisini çevrimiçi güncelleme mekanizması sayesinde UFGKF'ye kıyasla daha hızlı bir yakınsama sağlamaktadır. En iyi yakınsamaya sahip karma UGKF, YDGKF'deki unutma faktörünün ve YDGKF'deki çevrimiçi gürültü kovaryans kestiriminin olanakları birleştirilerek daha iyi bir kestirim başarımları sunmaktadır. Kestirimlere ait hız ve moment hataları için ortalama karesel hatalar (OKH'ler) Çizelge 3.2'de sunulmaktadır.

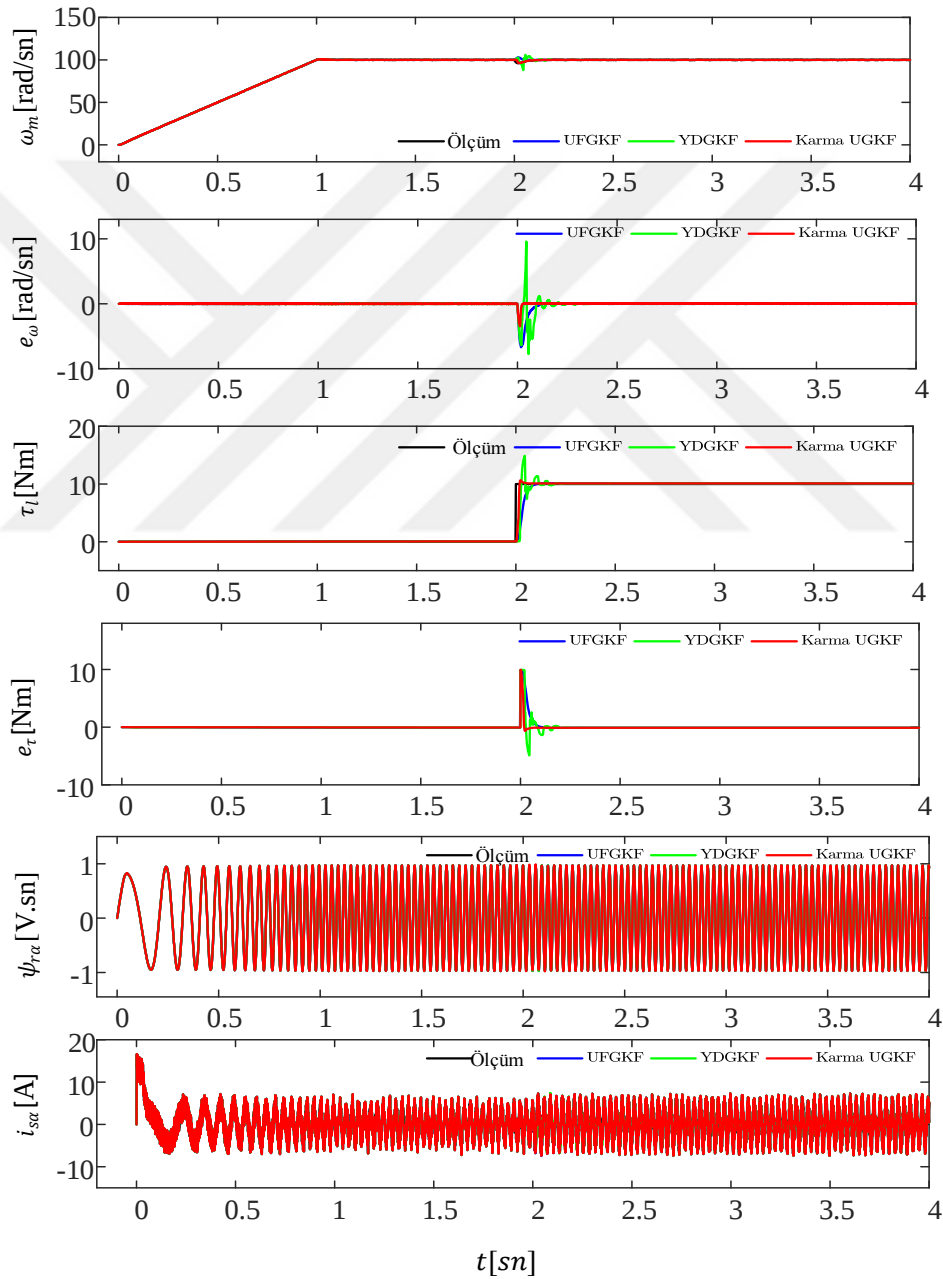
3.3 Yüksek Hız Bölgesindeki Kestirim Başarımının İncelenmesi



Şekil 3.3. 10 rad/sn'deki kestirim sonuçları

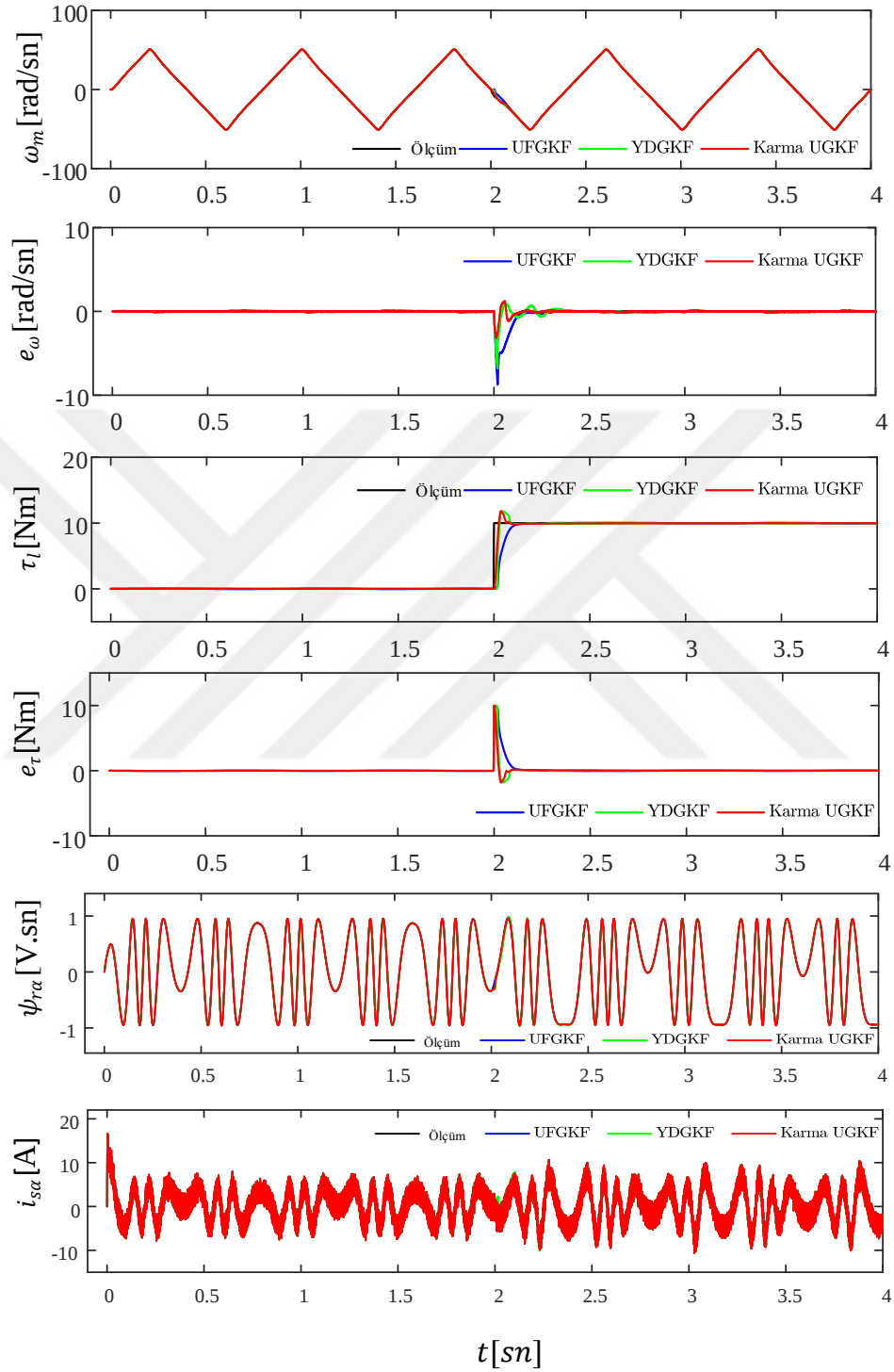
İkinci testte, ASM rampa şeklinde 1 sn'de 100 rad/sn'ye hızlandırılmış ve 100 rad/sn'de sabit hızda çalışırken 2. sn'de anma yükünün yarısına yüklenmiştir. Elde edilen kestirim sonuçları Şekil 3.4'te gösterilmektedir. Elde edilen kestirim sonuçları değerlendirildiğinde, ilk testte elde edilen kestirim sonuçlarına benzer şekilde, yük değişimlerinden kaynaklı geçici hal dışında tüm gözlemleyiciler benzer başarımlara

sahiptirler. UFGKF ilk testte belirtilen düzgün ayarlanmamış ön tanımlı gürültü kovaryans matrislerinden dolayı sıkıntıya sahiptir. Diğer taraftan, YDGKF hareketli pencere boyutunun düzgün ayarlanmamasından kaynaklı olarak geçici halde başarımı gözle görülür bir şekilde düşmektedir. Karma UGKF ise, ilk teste benzer bir kestirim başarımı göstermektedir. Karma UGKF'nin başarısının nedeni ise, YDGKF'deki hareketli pencereden kaynaklı sıkıntıyı UFGKF'deki unutma faktörü ile çözmesidir. Kestirime ait hız ve moment hataları için OKH'ler Çizelge 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.4. 100 rad/sn'deki kestirim sonuçları

3.4 Üçgen Hız Referansı Altındaki Kestirim Başarımının İncelenmesi

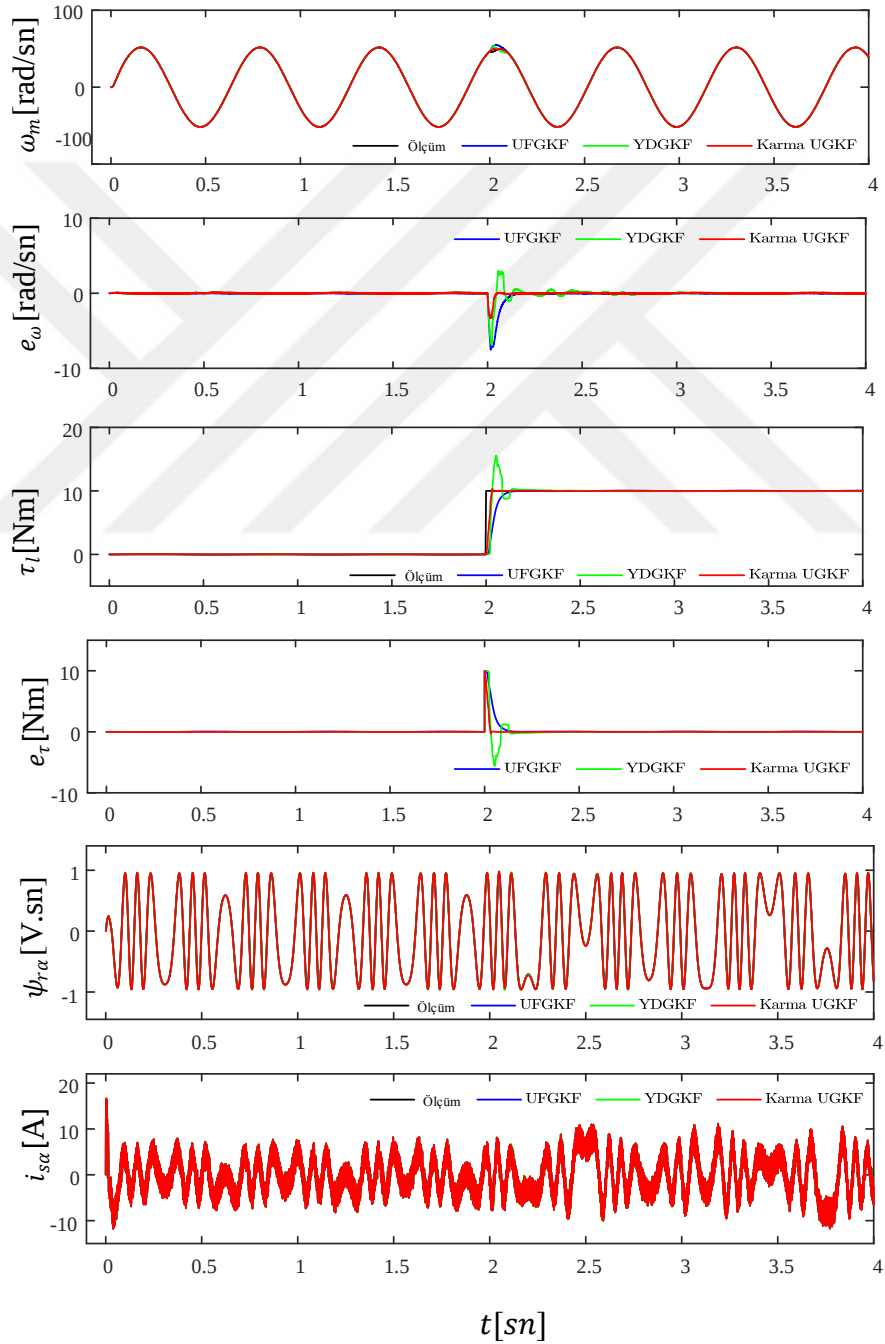


Şekil 3.5. Üçgen hız referansı için kestirim sonuçları

İlk iki testten farklı olarak, tüm gözlemleyicileri dinamik hız değişimleri altında test etmek amacıyla Şekil 3.1'deki kontrol sistemine üçgen hız referansı uygulanmıştır.

Ayrıca, gözlemleyicilerin dinamik değişimler sırasında yük değişimleri altındaki başarımlarını incelemek için, ASM 2. sn'de anma yükünün yarısı olan 10 Nm'ye yüklenmektedir. Bu teste ait kestirim sonuçları Şekil 3.5'te sunulmaktadır.

İkinci testte gözlemleyiciler için belirtilen tüm sorunlar bu test için de geçerli olup, karma UGKF en iyi kestirim başarımına sahiptir. Hız ve moment kestirim hatalarına ait OKH'ler Çizelge 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.6. Sinüs hız referansı için kestirim sonuçları

3.5 Sinüs Hız Referansı Altındaki Kestirim Başarımının İncelenmesi

Son test, üçüncü test ile benzer amaçlara sahiptir. Bu testte hız referansı, üçüncü testten farklı olarak, sinüs biçimindedir.

Çizelge 3.2. e_ω ve e_τ 'nin dB cinsinden OKH değerleri

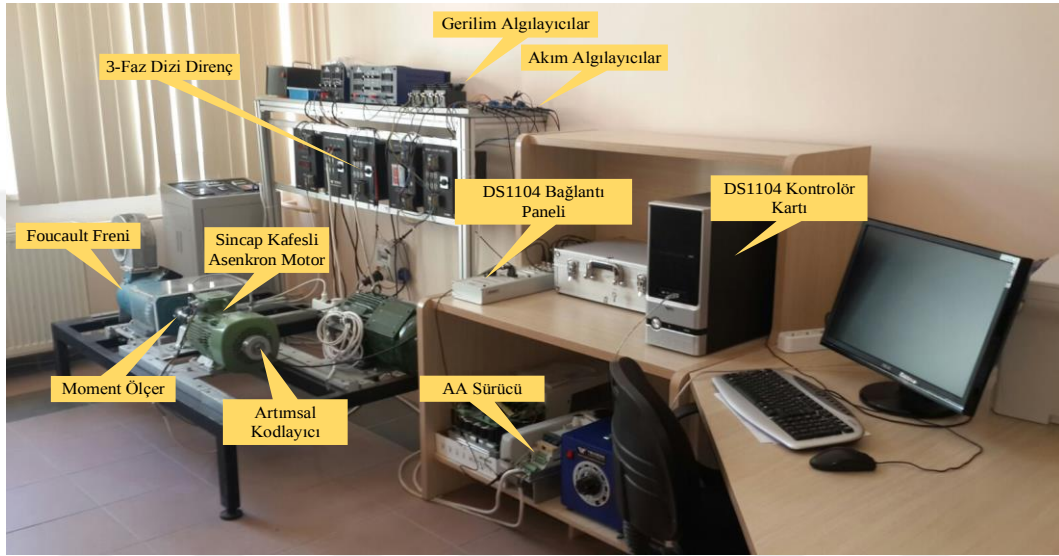
e_ω			
	UGKF	YDGKF	Karma UGKF
Şekil 3.1	-3.38 dB	-9.19 dB	-12.71 dB
Şekil 3.2	-5.23 dB	-3.32 dB	-15.37 dB
Şekil 3.3	-3.05 dB	-8.40 dB	-12.74 dB
Şekil 3.4	-3.16 dB	-5.72 dB	-12.64 dB
e_τ			
	UGKF	YDGKF	Karma UGKF
Şekil 3.1	-0.92 dB	-3.28 dB	-5.50 dB
Şekil 3.2	-1.96 dB	-2.15 dB	-5.91 dB
Şekil 3.3	-1.30 dB	-2.84 dB	-5.57 dB
Şekil 3.4	-1.20 dB	-0.92 dB	-5.28 dB

Şekil 3.6'da sunulan kestirim sonuçları değerlendirildiğinde, karma UGKF diğer iki gözlemleyicideki uyarlama mekanizmalarının üstünlüklerini birleştirerek en iyi kestirimleri gerçekleştirmiştir. Hız ve moment kestirim hatalarına ait OKH'ler Çizelge 3.2'de verilmiştir.

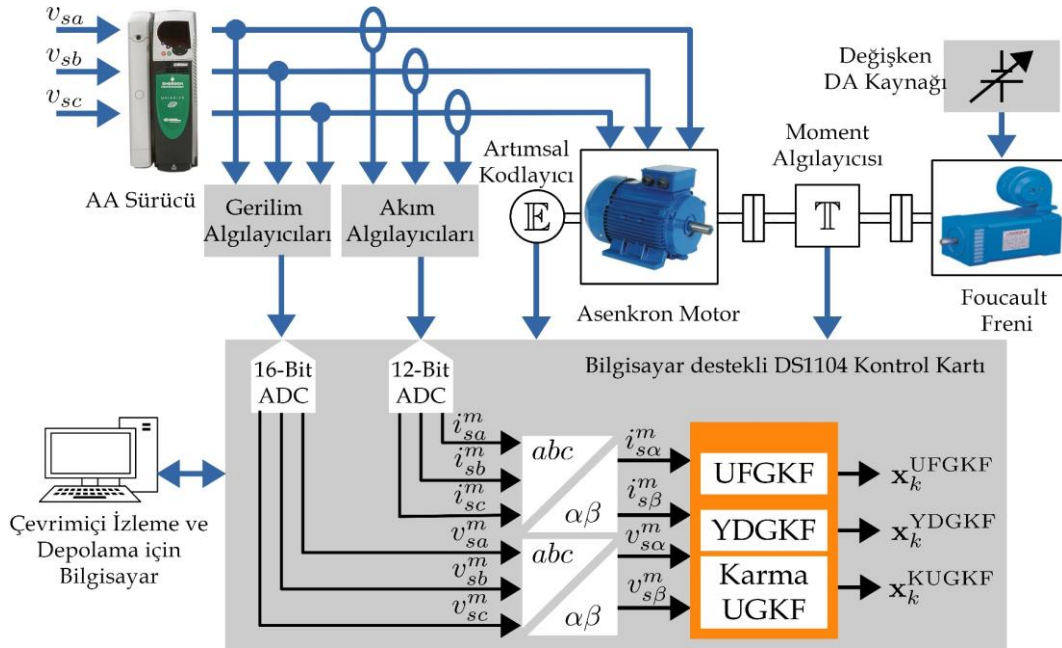
BÖLÜM IV

GERÇEK ZAMANLI ÇALIŞMALAR

Bu bölümde, Bölüm 2’de önerilen karma UGKF deneysel olarak doğrulanmaktadır. Önerilen karma UGKF’nin üstünlüğünü göstermek amacıyla UFGKF ve YDGKF gözlemleyicileri de deneysel olarak gerçekleştirilmiştir



a



b

Şekil 4.1. Deney düzeneği (a) ve fotoğraf (b) blok şeması

Çizelge 4.1. Deneysel çalışmalarda kullanılan ASM'ye ait anma değerler ve parametreler

P	2.2 kW	R_s	3.03 Ω
V	380 V	R_r	2.54 Ω
I	5.5 A	L_m	0.135 H
f	50 Hz	L_s	0.1466 H
p_p	3	L_r	0.1524 H
n_m	950 r/min	J_t	0.055 kg. m ²
τ_l	22 Nm	B_t	0.001 Nm/(rad/sn)

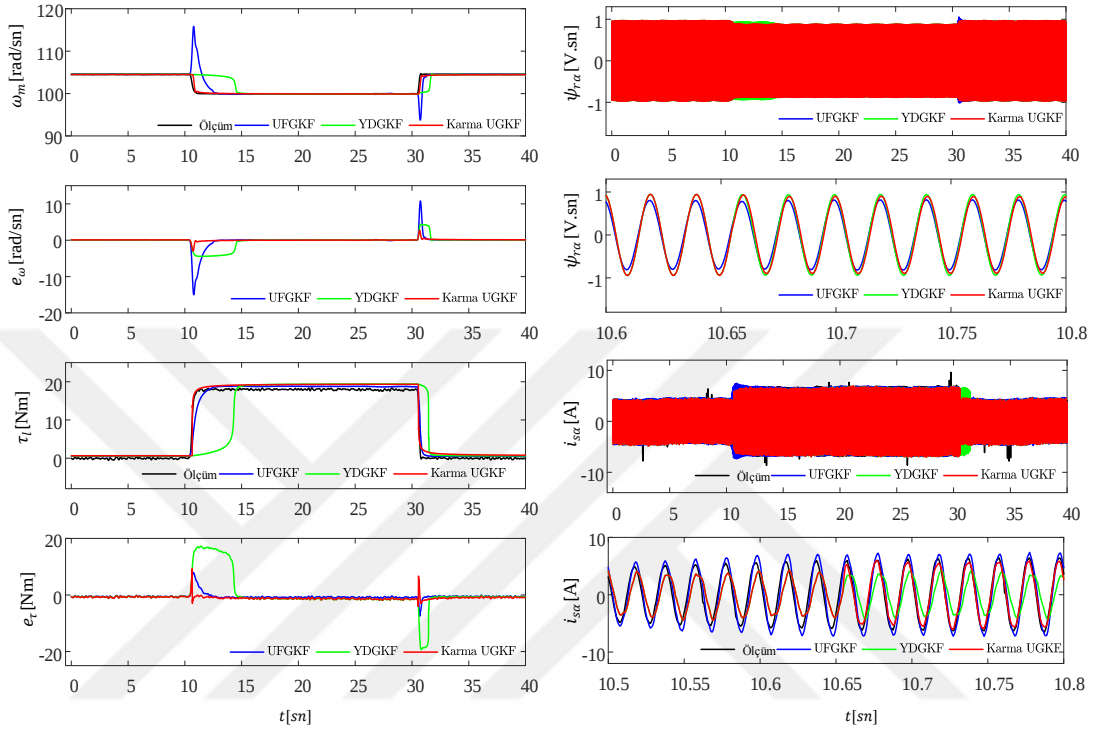
Başarım karşılaştırmalarının kabul edilebilir olması için tüm gözlemleyiciler aynı akım ve gerilimler ile beslenmiştir.

Deneysel çalışmalarda kullanılan deney düzeneğine ait fotoğraf ve blok şeması Şekil 4.1'de ve 3-fazlı sincap kafesli ASM'ye ait anma değerler ve parametreler Çizelge 4.1'de sunulmaktadır. Ayrıca, tüm gözlemciler uzay vektör darbe genişlik modülasyonlu gerilim ve akımlarla test etmek için vektör kontrollü AA sürücü ile beslenmektedir. Faz gerilimlerini ve akımlarını ölçmek için sırasıyla LV100-400 gerilim ve LA55-P/SP1 akım algılayıcıları kullanılmaktadır. Yük değişimleri altında gözlemci başarımlarını test etmek için 30 Nm kapasiteli bir Foucault freni kullanılmaktadır. Hız ve yük torku tahminlerini doğrulamak için 5000 darbe/tur'luk Heidenhain ERN 120 artımsal kodlayıcı ve 50 Nm yükü ölçebilen ETH DRBK-50 tork dönüştürücü kullanılmaktadır. Tüm gözlemleyiciler gerçek-zamanlı olarak DS1104 araştırma/geliştirme kontrol bordu üzerinde çalıştırılmıştır. Deneysel çalışmalarda, YDGKF ve karma UGKF için hareketli pencere boyutu analizler sonucunda 32 olarak seçilmiştir. Tümünde test örnekleme süresi (T) 150 μsn 'dir. Kestirim başarımındaki iyileşmeyi göstermek için yük değişikliklerinin, hız terslemelerinin ve parametre değişimlerinin yapıldığı farklı deneysel çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Başarım karşılaştırmalarına ek olarak, karma UGKF'nin hesaplama yükü UFGKF ve YDGKF gözlemcilerinin hesap yükü ile karşılaştırılmıştır.

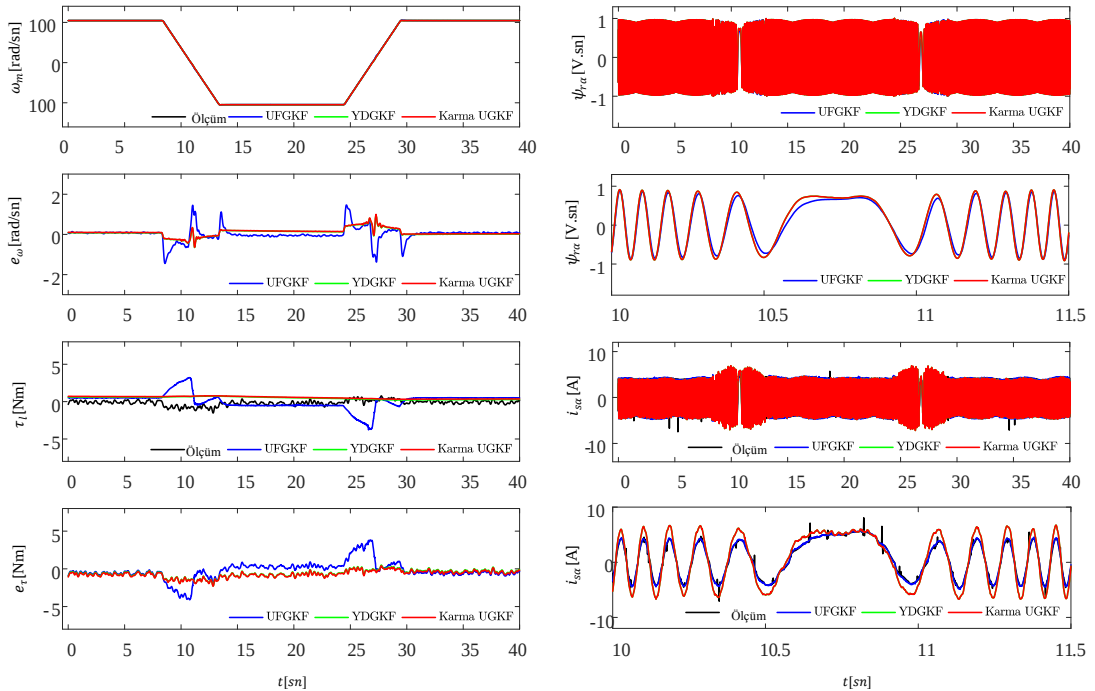
4.1 Yük Değişimleri Altındaki Kestirim Başarımının İncelenmesi

İlk testte, tüm gözlemleyiciler yük değişiklikleri altında test edilmektedir. Bu amaçla, ASM anma hızında çalışırken, $t = 10 sn$ 'de 18 Nm yüke yüklenmekte ve ardından $t = 30 sn$ 'de yük kaldırılmaktadır. Üç gözlemleyici için sonuçlar Şekil 4.2'de gösterilmektedir. Hız ve yük torku hataları için desibel cinsinden OKH'ler grafiksel

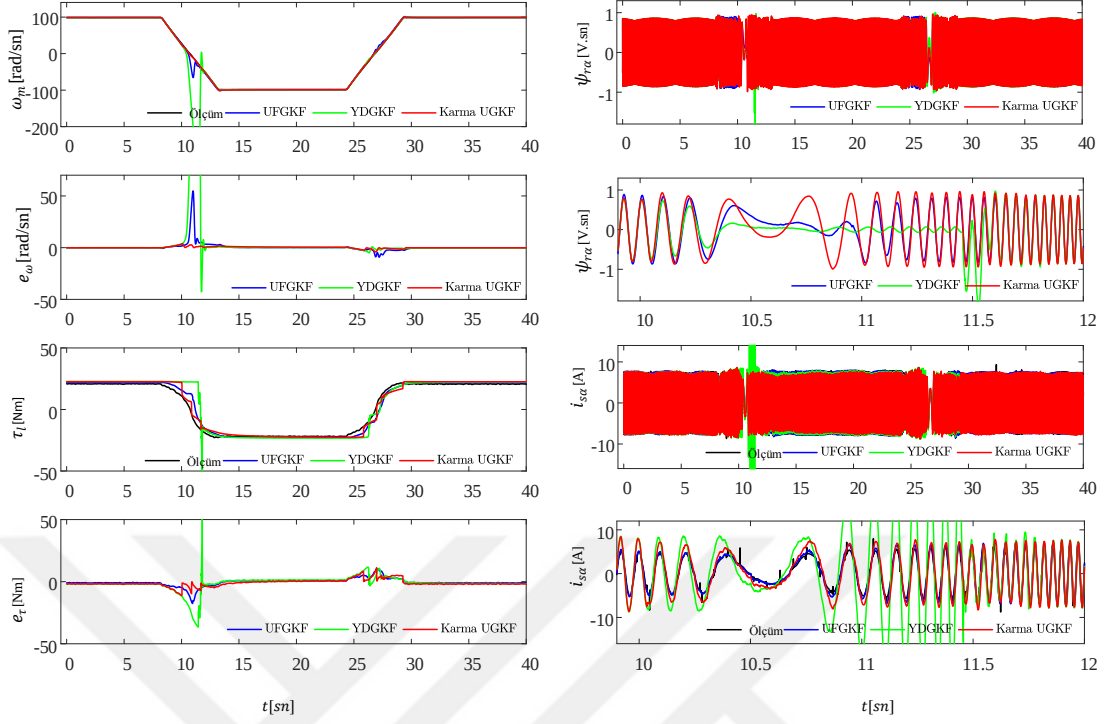
sonuçları nicel olarak desteklemek için Çizelge 4.2’de verilmiştir. Şekil 4.2’de görüldüğü gibi, YDGKF belirtildiği üzere hareketli pencere boyutuyla ilgili sorunlara sahiptir ve bu nedenle değişikliklere geç yakınsamaktadır (Zerdali, 2020a). Bu sorun pencere genişliği arttıkça daha önemli hale gelmektedir.



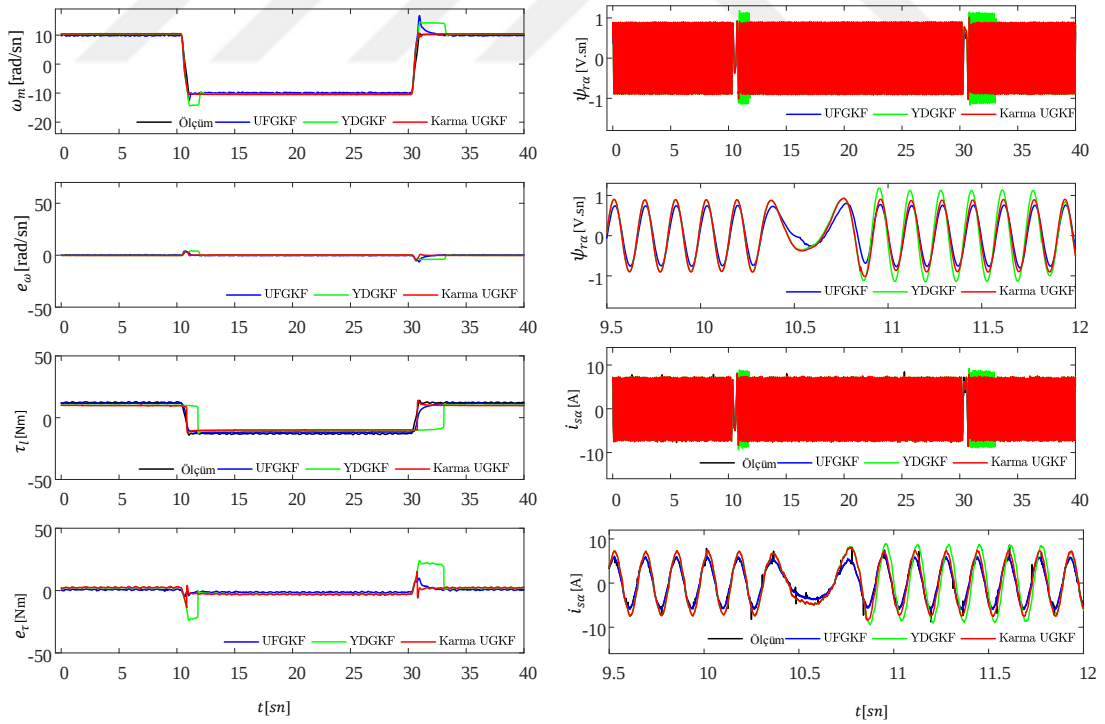
Şekil 4.2. Nominal hızdaki yük değişiklikleri için kestirim sonuçları



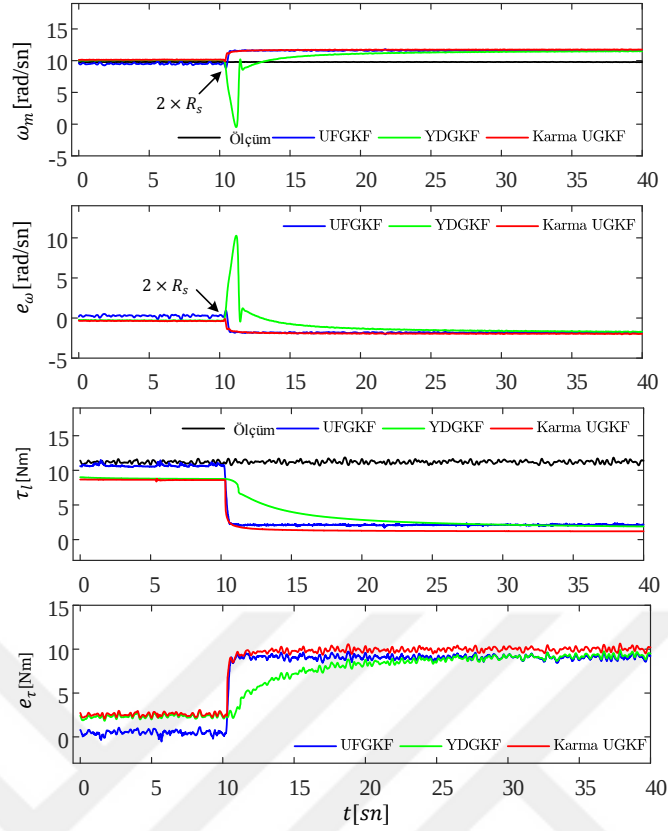
Şekil 4.3 Yüksüz hız ters çevirmeleri için kestirim sonuçları



Şekil 4.4. Yük ile hızın tersine çevrilmesi için kestirim sonuçları



Şekil 4.5. Yük altında hız terslemeleri için kestirim sonuçları



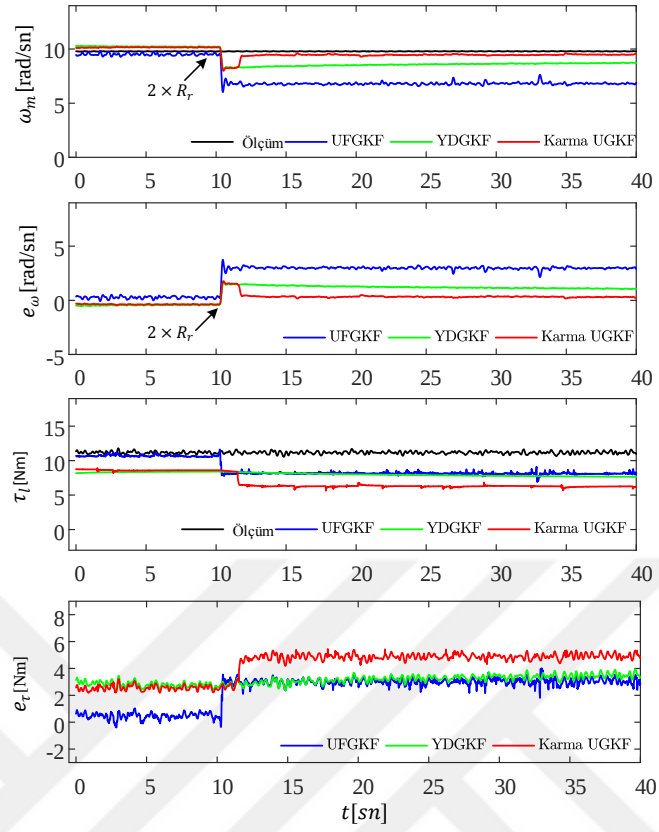
Şekil 4.6. R_s değişikliği altında kestirim sonuçları

UFGKF'nin başarımı önceden tanımlanmış kovaryans matrislerine bağlıdır ve tüm çalışma koşulları için en uygun matrislerin deneme-yanılma yöntemi ile seçimi mümkün değildir. Bun nedenle, uygun seçilmemiş gürültü kovaryans matrislerinin kullanılması durumunda, UFGKF'nin kestirim hataları geçici hallerde artmaktadır. Diğer taraftan, karma UGKF gözlemleyicisi sürekli-hal başarımını iyileştirmek için tüm $\mathbf{Q}$ matrisini kestirirken, geçici hallerde yakınsama hızını arttırmak için unutma faktörünü kullanmaktadır. Elde edilen kestirim başarımları önerilen karma uyarlama yapısının etkisini açıkça göstermektedir.

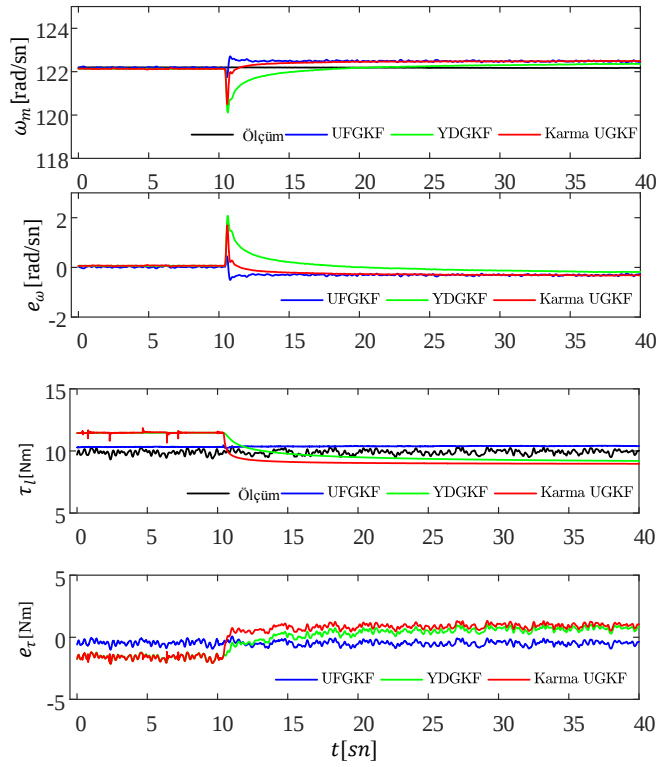
4.2 Hız Terslemeleri Altında Kestirim Başarımının İncelenmesi

İkinci testte, tüm gözlemciler hız terslemeleri altında test edilmektedir. Bu amaçla, Şekil 4.3-4.5'te gösterilen üç farklı senaryo gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.3'te gösterilen ilk senaryoda, ASM'nin hızı yüksüz durumda anma hızında çalışırken iki kez terslenmektedir.

Sürekli-hallerde tüm gözlemleyiciler çok yakın bir tahmin performansına sahipken,



Şekil 4.7. R_r değişikliği altında kestirim sonuçları



Şekil 4.8. L_m değişikliği altında kestirim sonuçları

Çizelge 4.2. e_ω ve e_τ 'nin dB cinsinden OKH değerleri

e_ω			
	UGKF	YDGKF	Karma UGKF
Şekil 4.1	4.76 dB	3.09 dB	-11.06 dB
Şekil 4.2	-9.44 dB	-13.80 dB	-13.45 dB
Şekil 4.3	13.19 dB	30.81 dB	-1.54 dB
Şekil 4.4	-1.63 dB	1.84 dB	-5.61 dB
Şekil 4.5	3.83 dB	4.30 dB	4.38 dB
Şekil 4.6	8.21 dB	0.71 dB	-7.21 dB
Şekil 4.7	-11.58 dB	-11.30 dB	-11.82 dB
e_τ			
	UGKF	YDGKF	Karma UGKF
Şekil 4.1	1.14 dB	14.78 dB	1.48 dB
Şekil 4.2	1.53 dB	-2.22 dB	-1.66 dB
Şekil 4.3	9.41 dB	15.45 dB	8.94 dB
Şekil 4.4	3.98 dB	16.56 dB	9.34 dB
Şekil 4.5	17.87 dB	17.28 dB	18.72 dB
Şekil 4.6	8.37 dB	9.96 dB	12.77 dB
Şekil 4.7	-5.96 dB	-0.33 dB	3.98 dB

UFGKF için kestirim hataları iyi ayarlanmayan ön tanımlı gürültü kovaryans matrislerinden dolayı geçici hallerde biraz daha yüksektir. Bununla birlikte, Şekil 4.4'te gösterildiği üzere, aynı senaryo yük altında tekrarlandığında gözlemleyiciler arasındaki başarımlar farkı ortaya çıkmaktadır. UFGKF ve YDGKF yukarıda ifade edilen sorunlardan dolayı başarısız olurken, önerilen karma UGKF bu zorlukların üstesinden gelmektedir. Şekil 4.5'te sunulan son senaryoda tüm gözlemleyicilerin kestirim başarımları, 12 Nm'lik bir yük altında düşük hızlarda hız terslemeleri için karşılaştırılmaktadır. Karma UGKF önceki senaryoda olduğu gibi mevcut uyarılma mekanizmaları ile ilgili sorunları ortadan kaldırmaktadır. e_ω ve e_τ için karşılık gelen OKH'ler Çizelge 4.2'de verilmiştir.

4.3 Parametre Değişimleri Altında Kestirim Başarımının İncelenmesi

Üçüncü kısım deneysel çalışmalarda R_s ve R_r 'deki sıcaklık ile frekansa bağlı değişimlerin ve L_m 'deki akıya bağlı değişimlerin kestirim başarımı üzerindeki etkisi

incelenmektedir. Sonuçlar sırasıyla Şekil 4.6-4.8’de sunulmaktadır. Ayrıca, parametre değişikliklerinden kaynaklanan OKH’ler Çizelge 4.2’de verilmektedir.

L_m değişiminin etkisi özellikle anma hızın üzerinde incelenirken, R_s ve R_r değişimlerinden kaynaklanan etkiler düşük hız bölgesinde incelenmektedir. Çünkü bu parametrelerin değişimleri bu bölgelerdeki kestirim başarımı üzerinde daha etkilidirler. Deneysel sonuçlar değerlendirildiğinde, tüm gözlemleyicilerin R_s ve L_m ’deki değişimlerden etkilendiği görülmektedir.

Benzer bir durum R_r değişimleri için de geçerlidir. Fakat karma UGKF’nin hız kestiriminin diğer yöntemlere göre daha iyi olmasına rağmen, R_r değişimleri yük momenti kestiriminde hataların artmasına yol açmaktadır. Parametre değişimlerine karşı daha gürbüz bir gözlemleyici elde etmek için, bu parametreler gözlemci modelinin gözlemlenebilirlik koşulları göz önünde tutularak gözlemci modeline dâhil edilerek tahmin edilebilir.

4.4 Üç Gözlemcinin Hesap Yüklerinin Karşılaştırılması

Son deneysel çalışmada, yeni uyarlama mekanizmasının neden olduğu ek hesaplama yükünün incelenmesi ve mevcut uyarlanabilir mekanizmalarla karşılaştırılması amaçlanmaktadır. Bunun için, tüm gözlemleyiciler 5 sn süreyle çalıştırılmış ve her bir iterasyon için yürütme süreleri saklanmıştır. Çizelge 4.3 depolanan yürütme sürelerinin ortalama değerlerini göstermektedir.

Çizelge 4.3. UGKF, YDGKF ve karma UGKF’ye ait ortalama yürütme süreleri

UGKF	YDGKF	Karma UGKF
16.83 μsn	22.40 μsn	24.11 μsn

Sonuç olarak, önerilen yeni uyarlama mekanizmasının mevcut iki uyarlama mekanizmasının birleştirilmesinden oluşturulduğundan daha yüksek bir hesaplama karmaşıklığına sahip olacağı açıktır ve bu beklenen sonuç Çizelge 4.3’te görülmektedir. Hesaplama yükü daha küçük bir hareketli pencere boyutu seçilerek ve Kang vd. (2016) ve Zerdali (2019)’da ifade edilen bazı kod optimizasyonları yapılarak azaltılabilir.

BÖLÜM V

SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, mevcut UGKF gözlemcilerinin kestirim başarımının iyileştirilmesi amacıyla yeni bir uyarlama mekanizması önerilmiştir. Önerilen karma uyarlama mekanizması mevcut uyarlama mekanizmalarının üstünlüklerini birleştirirken, olumsuz yönlerini de ortadan kaldırmaktadır. Tasarlanan karma uyarlama mekanizmasını kullanan GKF gözlemleyicisi ASM'nin durum ve/veya parametre kestirim sorununun çözümü için uygulanmıştır. Önerilen uyarlama yapısının etkisini göstermek için, yük ve hız değişimleri ile birlikte parametre değişimlerini de içeren farklı çalışma koşulları belirlenmiş ve bu yapı belirlenen çalışma koşulları altında hem benzetim hem de deneysel olarak doğrulanmıştır.

Benzetim ve deneysel çalışmalarda elde edilen kestirim başarımları göz önüne alındığında, önerilen karma uygulama mekanizmasının kestirim başarımını açıkça geliştirdiği ve mevcut uyarlama mekanizmalarının olumsuz yönlerini ortadan kaldırdığı görülmektedir. Ayrıca, yeni uyarlama mekanizmasının neden olduğu ek hesaplama yükü de dikkate alınmış ve yüksek kestirim başarımının gerekli olduğu uygulamalarda ihmal edilebilir olduğu gösterilmiştir. Diğer taraftan, hesaplama yükünün daha küçük bir hareketli pencere boyutu seçilerek ve bazı kod iyileştirmeleri yapılarak azaltılabildiği de mümkündür.

Tüm bunlara ek olarak, önerilen karma uyarlama mekanizmasının diğer KF gözlemleyicilerine de uygulanabilmesi mümkündür. Gelecek çalışmalarda önerilen karma uyarlama mekanizmasının farklı mühendislik sorunlarına uygulanması, bu yöntemin daha detaylı değerlendirilmesine olanak sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

Afri, C., Andrieu, V., Bako, L., and Dufour, P. “State and Parameter Estimation: A Nonlinear Luenberger Observer Approach”. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 62 (2), 973-980, 2017.

Alsofyani, I. M., Idris, N. R. N., and Lee, K.-B. “Impact of Observability and Multi-objective Optimization on the Performance of Extended Kalman Filter for DTC of AC Machines”. *Journal of Electrical Engineering & Technology* 14 (1), 231-242, 2019.

Barut, M. “Sincap Kafesli Asenkron Motorların Algılayıcısız Yüksek Başarımli Kontrolüne Yönelik Genişletilmiş Kalman Filtresi Tasarım ve Uygulaması”. Doktora Tezi *İ.T.Ü Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 2005.

Barut, M., Bogosyan, S., and Gokasan, M. “Experimental Evaluation of Braided EKF for Sensorless Control of Induction Motors”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 55 (2), 620-632, 2008.

Barut, M. “Bi Input-extended Kalman filter based estimation technique for speed-sensorless control of induction motors”. *Energy Conversion and Management* 51 (10), 2032-2040, 2010.

Bose, B. K. “High performance control and estimation in AC drives”. *Proceedings of the IECON’97 23rd International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation* (Cat. No.97CH36066). (C. 2, ss. 377-385). IEEE: New Orleans, LA, USA, 1997.

Bose, B. K., and Patel, N. R. “Quasi-fuzzy estimation of stator resistance of induction motor”. *IEEE Transactions on Power Electronics* 13 (3), 401-409, 1998.

Boussak, M., and Jarray, K. “A high-performance sensorless indirect stator flux orientation control of induction motor drive”. *IEEE Transactions on Industrial*

Electronics 53 (1), 41-49, 2006.

Casadei, D., Profumo, F., Serra, G., and Tani, A. “FOC and DTC: two viable schemes for induction motors torque control”. ***IEEE Transactions on Power Electronics*** 17 (5), 779-787, 2002.

Cortes, P., Kazmierkowski, M. P., Kennel, R. M., Quevedo, D. E., and Rodriguez, J. “Predictive Control in Power Electronics and Drives”. ***IEEE Transactions on Industrial Electronics*** 55 (12), 4312-4324, 2008.

Das, S., Kumar, R., and Pal, A. “MRAS-Based Speed Estimation of Induction Motor Drive Utilizing Machines’ d- and q-Circuit Impedances”. ***IEEE Transactions on Industrial Electronics*** 66 (6), 4286-4295, 2019.

Demir, R., and Barut, M. “Novel hybrid estimator based on model reference adaptive system and extended Kalman filter for speed-sensorless induction motor control”. ***Transactions of the Institute of Measurement and Control*** 40 (13), 3884-3898, 2018.

Depenbrock, M. “Direct self-control (DSC) of inverter-fed induction machine”. ***IEEE Transactions on Power Electronics*** 3 (4), 420-429, 1988.

Hamed, H. A., Elbarbary, Z., Elmoursi, M. S., and Chamarthi, P. K. “A New δ -MRAS Method for Motor Speed Estimation”. ***IEEE Transactions on Power Delivery***, 1-1, 2021.

Harnefors, L., and Hinkkanen, M. “Complete Stability of Reduced-Order and Full-Order Observers for Sensorless IM Drives”. ***IEEE Transactions on Industrial Electronics*** 55 (3), 1319-1329, 2008.

Haykin, S. S. “Kalman Filtering and Neural Networks”. ***John Wiley & Sons, Inc***, USA, 2001.

Holtz, J. “Sensorless control of induction motor drives”. ***Proceedings of the IEEE*** 90 (8), 1359-1394, 2002.

Idris, N R. N. and Yatim, A. H. M. “An Improved Stator Flux Estimation in Steady-State Operation for Direct Torque Control of Induction Machines”. *IEEE Transactions On Industry Applications* 38 (1), 7, 2002.

Idris, N.R.N., and Yatim, A.H.M. “Direct Torque Control of Induction Machines with Constant Switching Frequency and Reduced Torque Ripple”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 51 (4), 758-767, 2004.

İnan, R. “A novel FPGA-Based Bi input-reduced order extended Kalman filter for speed-sensorless direct torque control of induction motor with constant switching frequency controller”. *IET Computers & Digital Techniques* 15, 185-201, 2021.

Jiancheng, F., and Sheng, Y. “Study on Innovation Adaptive EKF for In-Flight Alignment of Airborne POS”. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 60 (4), 1378-1388, 2011.

Kang, C. H., Park, C. G., and Song, J. W. “An Adaptive Complementary Kalman Filter Using Fuzzy Logic for a Hybrid Head Tracker System”. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 65 (9), 2163-2173, 2016.

Kouro, S., Cortes, P., Vargas, R., Ammann, U., and Rodriguez, J. “Model Predictive Control A Simple and Powerful Method to Control Power Converters”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 56 (6), 1826-1838, 2009.

Lascu, C., and Trzynadlowski, A. M. “Combining the Principles of Sliding Mode, Direct Torque Control, and Space-Vector Modulation in a High-Performance Sensorless AC Drive”. *IEEE Transactions on Industry Applications* 40 (1), 170-177, 2004.

Lee, K. B., Yoo, J. Y., Song, J. H., and Choy, I. “Improvement of low speed operation of electric machine with an inertia identification using ROELO”. *IEE Proceedings Electric Power Applications* 151 (1), 116, 2004.

Li, J., Xu, L., and Zhang, Z. “An Adaptive Sliding-Mode Observer for Induction Motor Sensorless Speed Control”. *IEEE Transactions on Industry Applications* 41 (4), 1039-

1046, 2005.

Mohamed, A. H., and Schwarz, K. P. “Adaptive Kalman Filtering for INS/GPS”. *Journal of Geodesy* 73 (4), 193-203, 1999.

Mohan, H., Pathak, M. K. and Dwivedi, S. K. “Sensorless Control of Electric Drives – A Technological Review”. *IETE Technical Review* 37 (5), 504-528, 2020.

Orlowska-Kowalska, T., and Dybkowski, M. “Stator-Current-Based MRAS Estimator for a Wide Range Speed-Sensorless Induction-Motor Drive”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 57 (4), 1296-1308, 2010.

Orlowska-Kowalska, T., Korzonek, M., and Tarchala, G. “Stability Analysis of Selected Speed Estimators for Induction Motor Drive in Regenerating Mode—A Comparative Study”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 64 (10), 7721-7730, 2017.

Orlowska-Kowalska, T., Korzonek, M., and Tarchala, G. “Stability Improvement Methods of the Adaptive Full-Order Observer for Sensorless Induction Motor Drive—Comparative Study”. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 15 (11), 6114-6126, 2019.

Özdemir, S. “A new stator voltage error-based MRAS model for field-oriented controlled induction motor speed estimation without using voltage transducers”. *Electrical Engineering* 102 (4), 2465-2479, 2020.

Peng, F.-Z. and Fukao, T. “Robust speed identification for speed-sensorless vector control of induction motors”. *IEEE Transactions on Industry Applications* 30 (5), 1234-1240, 1994.

Ravi Teja, A. V., Chakraborty, C., Maiti, S., and Hori, Y. “A New Model Reference Adaptive Controller for Four Quadrant Vector Controlled Induction Motor Drives”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 59 (10), 3757-3767, 2012.

Rayyam, M., and Zazi, M. “A novel metaheuristic model-based approach for accurate online broken bar fault diagnosis in induction motor using unscented Kalman filter and

ant lion optimizer”. *Transactions of the Institute of Measurement and Control* 42 (8), 1537-1546, 2020.

Reif, K., Gunther, S., Yaz, E., and Unbehauen, R. “Stochastic stability of the discrete-time extended Kalman filter”. *IEEE Transactions on Automatic Control* 44 (4), 714-728, 1999.

Rodriguez, J., Kennel, R. M., Espinoza, J. R., Trincado, M., Silva, C. A. and Rojas, C. A. “High-Performance Control Strategies for Electrical Drives: An Experimental Assessment”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 59 (2), 812-820, 2012.

Salvatore, N., Caponio, A., Neri, F., Stasi, S., and Cascella, G. L. “Optimization of Delayed-State Kalman-Filter-Based Algorithm via Differential Evolution for Sensorless Control of Induction Motors”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 57 (1), 385-394, 2010.

Schauder, C. “Adaptive speed identification for vector control of induction motors without rotational transducers”. *IEEE Transactions on Industry Applications* 28 (5), 1054-1061, 1992.

Shi, K. L., Chan, T. F., Wong, Y. K., and Ho, S. L. “Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 49 (1), 124-133, 2002.

Takahashi, I., and Noguchi, T. “A New Quick-Response and High-Efficiency Control Strategy of an Induction Motor”. *IEEE Transactions on Industry Applications* IA-22 (5), 820-827, 1986.

Usta, M. A., Okumus, H. I., and Kahveci, H. “A simplified three-level SVM-DTC induction motor drive with speed and stator resistance estimation based on extended Kalman filter”. *Electrical Engineering* 99 (2), 707-720, 2017.

Vas, P. “Sensorless Vector and Direct Torque Control”. *Oxford University Press*: Oxford, New York, 1998.

Wang, C., Wu, W., Li, G., Yang, G., Zhang, C. and Pan, J. “Design of Full-Order State Observer for Motor Drive Systems Based on the Fixed Gain Filter”. *IEEE Access* 9, 13488-13498, 2021.

Xu, X., De Doncker, R. and Novotny, D. W. “A stator flux oriented induction machine drive”. *PESC '88 Record., 19th Annual IEEE Power Electronics Specialists Conference.* s. 870-876. IEEE: Kyoto, Japan, 1988.

Yıldız, R., Barut, M. and Zerdali, E. “A Comprehensive Comparison of Extended and Unscented Kalman Filters for Speed-Sensorless Control Applications of Induction Motors”. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 16 (10), 6423-6432, 2020.

Yin, Z.-G., Zhao, C., Zhong, Y.-R. and Liu, J. “Research on Robust Performance of Speed-Sensorless Vector Control for the Induction Motor Using an Interfacing Multiple-Model Extended Kalman Filter”. *IEEE Transactions on Power Electronics* 29 (6), 3011-3019, 2014.

Yin, Z., Li, G., Du, C., Sun, X., Liu, J., and Zhong, Y. “An Adaptive Speed Estimation Method Based on a Strong Tracking Extended Kalman Filter with a Least-Square Algorithm for Induction Motors”. *Journal of Power Electronics* 17 (1), 149-160, 2017.

Yin, Z., Li, G., Zhang, Y., Liu, J., Sun, X. and Zhong, Y. “A Speed and Flux Observer of Induction Motor Based on Extended Kalman Filter and Markov Chain”. *IEEE Transactions on Power Electronics* 32 (9), 7096-7117, 2017.

Yin, Z., Li, G., Zhang, Y., and Liu, J. “Symmetric-Strong-Tracking-Extended-Kalman-Filter-Based Sensorless Control of Induction Motor Drives for Modeling Error Reduction”. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 15 (2), 650-662, 2019.

Yin, Z., Gao, F., Zhang, Y., Du, C., Li, G., and Sun, X. “A review of nonlinear Kalman filter applying to sensorless control for AC motor drives”. *CES Transactions on Electrical Machines and Systems* 3 (4), 351-362, 2019.

Zaky, M. S., Metwally, M. K., Azazi, H., and Deraz, S. “A New Adaptive SMO for Speed Estimation of Sensorless Induction Motor Drives at Zero and Very Low Frequencies”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 65 (9), 6901-6911, 2018.

Zerdali, E. “Asenkron Motor Kontrolü İçin Yapay Zeka Tabanlı Algoritmaların Geliştirilmesi Ve Gerçek-Zamanlı Uygulamaları” Doktora Tezi, **Ömer Halisdemir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Niğde, s 23-31, 2016.

Zerdali, E. and Barut, M. “The Comparisons of Optimized Extended Kalman Filters for Speed-Sensorless Control of Induction Motors”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 64 (6), 4340-4351, 2017.

Zerdali, E. “Adaptive Extended Kalman Filter for Speed-Sensorless Control of Induction Motors”. *IEEE Transactions on Energy Conversion* 34 (2), 789-800, 2019.

Zerdali, E., and Mengüç, E. C. “Novel Complex-Valued Stator Current-Based MRAS Estimators with Different Adaptation Mechanisms”. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 68 (10), 3793-3795, 2019.

Zerdali, E. “A Comparative Study on Adaptive EKF Observers for State and Parameter Estimation of Induction Motor”. *IEEE Transactions on Energy Conversion* 35 (3), 1443-1452, 2020a.

Zerdali, E. “Modele Uyarlamalı Sistem Temelli Model Öngörülü Moment Kontrollü Sürücü Sisteminin Tasarımı”. **Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi** 9 (1): 146-153, 2020b.

Zerdali, E. and Demir, R. “Speed-Sensorless Predictive Torque Controlled Induction Motor Drive with Feed-Forward Control of Load Torque for Electric Vehicle Applications”. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences* 29 (1), 223-240, 2021.

Zerdali, E., Yıldız, R., İnan, R., Demir, R., and Barut, M. “Improved speed and load torque estimations with adaptive fading extended Kalman filter”. *International*

Transactions on Electrical Energy Systems 31 (1) 2021.

Zhang, Y., Yin, Z., Zhang, Y., Liu, J., and Tong, X. “A Novel Sliding Mode Observer with Optimized Constant Rate Reaching Law for Sensorless Control of Induction Motor”. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 67 (7), 5867-5878, 2020.



ÖZ GEÇMİŞ

Gizem ÖZKURT, tarihinde doğdu. İlköğretimive, ortaöğretimi ve liseyi..... tamamladı. 2014 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünü kazandı. 2018 yılında Onur Öğrencisi olarak mezun olundu. 2018 yılında Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünde tezli yüksek lisans programına başladı. Aynı sene üniversitenin Merkezi Araştırma Laboratuvarında TÜBİTAK projesinde bursiyer olarak çalışmaya başladı 2019 Ocak ayında buradan ayrıldı. Bilim dalındaki ilgi alanları Kalman filtresi, hız algılayıcı kontrol, asenkron motordur.

