

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

78195

ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ENDÜKSİYON MAKİNALARINDA DURUM DEĞİŞKENLERİ  
VE PARAMETRE KESTİRİMİ

Elektronik Müh. Atakan ABUŞOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde

“Elektronik Yüksek Mühendisi”

Ünvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 29.05.1998

Tezin Savunma Tarihi : 27.07.1998

Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. Saadettin AKSOY

Jüri Üyesi : Doç. Dr. İsmail Hakkı ALTAŞ

Jüri Üyesi : Yrd. Doç. Dr. Adnan CORA

Enstitü Müdürü : Prof. Dr. Asım KADIOĞLU

Trabzon 1998

78195

## ÖNSÖZ

Endüksiyon makinalarının vektörel kontrolü için, ölçülemeyen dinamik durum değişkenleri ve makine parametrelerinin, Kalman filtreleme algoritması ile kestiriminin araştırıldığı bu çalışmada, endüstriyel açıdan yaygın kullanım alanı olan endüksiyon motoru kullanılmıştır. Motor benzetimi ve kestirim işlemi için gereken parametre değerleri, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü Elektrik Makinaları Laboratuvarında deneysel ölçümler yapılarak belirlenmiştir.

Yüksek lisans tez danışmanlığımı üstlenerek, konu seçimi, kaynak temini ve çalışmaların yürütülmesi sırasında, ilgisini esirgemeyen sayın hocam Yrd. Doç. Dr. Saadettin AKSOY'a teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca laboratuvar çalışmalarımda yardımcı olan tüm arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım.

Atakan ABUŞOĞLU

## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	II
İÇİNDEKİLER.....	III
ÖZET.....	V
SUMMARY.....	VI
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	VII
SEMBOLLER DİZİNİ.....	VIII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Problem Tanımı.....	1
1.3. Daha Önce Yapılan Çalışmalar.....	2
1.4. İzlenen Yöntem.....	3
1.5. Endüksiyon Motor Modeli.....	3
1.6. Sayısal Filtrelemeye Genel Bir Bakış.....	5
1.6.1. Yinelemeli olmayan ve Yinelemeli Filtreler.....	5
1.6.2. Yinelemeli Filtrenin Kestirici Olarak Kullanılması.....	10
1.7. Sayısal İşaretlerin Optimum Kestirimi.....	13
1.7.1. Skaler Kalman Filtre.....	13
1.7.2. Vektörel Kalman Filtre.....	16
1.7.3. Genişletilmiş Kalman Filtre.....	18
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	21
2.1. Filtreleme İçin Sistem Modelinin Elde Edilmesi.....	21
2.2. Kestirim İçin Genişletilmiş Kalman Filtre Kullanımı.....	24
3. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	29
4. SONUÇLAR.....	42
5. ÖNERİLER.....	43
6. KAYNAKLAR.....	44

7. EKLER.....	46
7.1. Ek 1. Yinelemeli Filtre İin Ortalama Kare Hatası.....	46
7.2. Ek 2. $a(k)$ ve $b(k)$ Arasındaki İlişki.....	47
7.3. Ek 3. $b(k)$ ve $p(k)$ 'nın Hesaplanması.....	48
7.4. Ek 4. Benzetim ve Kestirim İin Kullanılan Motor Parametreleri.....	49
8. ÖZGEÇMİŞ.....	50



## ÖZET

Bir endüksiyon makinesinin parametrelerinin kestirimi (tanısı), performans tahmini, benzetim analizi ve kontrol uygulamaları açısından oldukça önemlidir. Bu çalışmada, sinüzoidal, altı adım ve PWM (Pulse Width Modulation) besleme gerilimleri altında, üç fazlı sincap kafesli bir endüksiyon motorunun stator gerilimleri ve akımları ile rotor hızı ölçümleri kullanılarak, durum değişkenleri ve parametre tanısı için, genişletilmiş Kalman filtreleme algoritması uygulanmıştır.

Kullanılan filtreleme algoritmasının diğer istatistiksel filtrelere göre bir üstünlüğü, ölçüm büyüklüklerinin istatistiksel özelliklerine göre kendi parametrelerini ayarlamasıdır. Diğer filtreleme metotlarında, model parametrelerini ayarlamak için kullanılan ön tahmin büyüklükleri ve ölçüm büyüklükleri arasındaki hata yüzdesi, tüm örnekler için sabit olarak kabul edilir veya programcı tarafından ayarlanır. Halbuki Kalman filtreleme algoritması, bu hata yüzdesini en iyi performans elde edilecek şekilde otomatik olarak değiştirir.

Ölçüm büyüklüklerinde çok ani değişimlerin söz konusu olduğu altı adım ve PWM beslemeler için, filtre, daha büyük örnekleme frekansı gerektirmektedir. Ancak bu durumda hesaplama süresi artmaktadır. Tüm besleme gerilimleri için, filtreleme algoritması, durum değişkenleri ve parametrelerin tanısında oldukça iyi performans göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Endüksiyon Motoru, Endüksiyon Motor Benzetimi, Vektör Kontrolü, Genişletilmiş Kalman Filtrelemesi, Durum Değişkenleri, Parametre Kestirimi

## **SUMMARY**

### **State and Parameter Estimation of Induction Machines**

Estimation of the parameters of an induction machine is very important in point of the performance prediction, simulation analysis and control application. In this study, it is presented the application of the Kalman filter to estimate conjointly the states and parameters of a three phased squirrel-cage induction motor fed from a sinusoidal, six step and PWM sources at different times using measurements of the stator voltages and currents and the rotor speed.

A feature of the Kalman filter, not present in other statistical filters, is its ability to adjust its own parameters according to the statistics of the measurements from each sample. In other filtering methods, the percentage of the error between the measured and expected data used to adjust the model parameters is kept as a constant for the entire sample sequence, or is adjusted by the programmer. However, the Kalman filter allows this percentage to change automatically for the best performance.

When the measurement data changes instantaneously in case of six step and PWM waveforms, the sampling frequency should be chosen at high values. However, filter demands a higher computational period. For all the supply voltages, filter shows very high performance to estimate both states and parameters.

**Key Words:** Induction Machine, Induction Motor Simulation, Vektor Control, Extended Kalman Filter, State Variables, Parameter Estimation

## ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Yinelemeli olmayan filtre yapısı.....	6
Şekil 2. Birinci mertebe yinelemeli filtre yapısı.....	6
Şekil 3. Birinci mertebe yinelemeli filtrenin bir başka gösterimi.....	7
Şekil 4. Yinelemeli olmayan ve yinelemeli filtrelerin frekans tepkesi eğrileri.....	10
Şekil 5. Birinci mertebe basit bir yinelemeli filtre.....	10
Şekil 6. Yinelemeli kestirici .....	12
Şekil 7. Gürültü bileşenleri içeren birinci mertebe dinamik sistem.....	13
Şekil 8. Optimum yinelemeli kestirici.....	15
Şekil 9. Kalman filtre çevrimi.....	18
Şekil 10. Kalman filtre için sistem modeli.....	24
Şekil 11. Kestirim işleminin blok gösterimi.....	27
Şekil 12. Bilgisayar programı için akış diyagramı.....	28
Şekil 13. d-q eksen sisteminde sinüzoidal besleme gerilimleri.....	30
Şekil 14. Sinüzoidal besleme için stator akımı benzetim ve kestirim sonuçları.....	31
Şekil 15. Sinüzoidal besleme için rotor akısı benzetim ve kestirim sonuçları.....	32
Şekil 16. Sinüzoidal besleme için parametre kestirim sonuçları.....	33
Şekil 17. d-q eksen sisteminde altı adımlı besleme gerilimleri.....	34
Şekil 18. Altı adımlı besleme için stator akımı benzetim ve kestirim sonuçları.....	35
Şekil 19. Altı adımlı besleme için rotor akısı benzetim ve kestirim sonuçları.....	36
Şekil 20. Altı adımlı besleme için parametre kestirim sonuçları.....	37
Şekil 21. d-q eksen sisteminde PWM besleme gerilimleri.....	38
Şekil 22. PWM besleme için stator akımı benzetim ve kestirim sonuçları.....	39
Şekil 23. PWM besleme için rotor akısı benzetim ve kestirim sonuçları.....	40
Şekil 24. PWM besleme için parametre kestirim sonuçları.....	41

## SEMBOLLER DİZİNİ

$v_{qs}, v_{ds}$	: d-q eksenlerinde stator gerilimleri
$i_{qs}, i_{ds}$	: d-q eksenlerinde stator akımları
$\lambda_{qr}, \lambda_{dr}$	: d-q eksenlerinde rotor akıları
$R_S, R_R$	: Stator ve rotor dirençleri
$L_S, L_R$	: Stator ve rotor öz endüktansları
$L_0$	: Ortak endüktans
$L_l$	: Toplam kaçak endüktans
$M$	: Miknatıslama endüktansı
$\tau$	: Rotor zaman sabiti
$\omega_R$	: Rotor elektriksel açısal frekansı
$p$	: Türev operatörü
$\underline{x}$	: Durum vektörü
$\hat{\underline{x}}$	: Durum değişkenleri kestirim vektörü
$\underline{\theta}$	: Parametre vektörü
$\hat{\underline{\theta}}$	: Parametre kestirim vektörü
$\underline{u}$	: Giriş vektörü
$\underline{y}$	: Çıkış vektörü
$\underline{w}$	: Sistem gürültüsü vektörü
$\underline{v}$	: Ölçüm gürültüsü vektörü
$A_C$	: Sürekli sistemde durum matrisi
$B_C$	: Sürekli sistemde giriş matrisi
$A_D$	: Ayrık sistemde durum matrisi
$B_D$	: Ayrık sistemde giriş matrisi
$Q$	: Sistem gürültüsü kovaryans matrisi
$R$	: Ölçüm gürültüsü kovaryans matrisi
$P$	: Kestirim hatası kovaryans matrisi
$K$	: Kalman kazanç matrisi



## 1. GENEL BİLGİLER

### 1.1. Giriş

Yarı iletken teknolojisindeki gelişmelerin bir sonucu olarak, inverterler ile beslenen hızı ayarlanabilir endüksiyon makineleri yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Endüksiyon motorları, düşük maliyeti ve yüksek güvenilirliği açısından, uygulamada sıkça kullanılmaktadır. Bir endüksiyon motorunun durum değişkenleri ve parametrelerinin kestirimi (tanısı), performans incelemesi, benzetim analizi ve kontrol uygulamaları açısından oldukça önemlidir. Performans incelemesi ve benzetim için, makine parametreleri, genellikle motorun yüksüz ve kilitli rotor çalışma koşulları altında belirlenir. Fakat motorun yüklü çalışma koşullarında, deri etkisi, manyetik doyum ve sıcaklık değişimi, parametre büyüklüklerini ve bunun sonucu olarak da durum değişkenlerinin değişimini etkiler [1].

### 1.2. Problem Tanımı

Endüksiyon motorunun hız ve pozisyon kontrolünde, alan uyumlu kontrol (vektör kontrolü) tekniği, yük veya hız değişimlerine karşı hızlı cevap verebilmesi ve yüksek doğruluk açısından, son yıllarda hayli dikkat çekmektedir [2]. Bu ise, parametre değişimlerine bağlı olan rotor akısı vektörü pozisyonunun tanısını gerektirir. Uygulamada dolaylı ve doğrudan vektör kontrolü olmak üzere iki tür alan uyumlu kontrol tekniği mevcuttur [2]. Dolaylı kontrol tekniğinde, rotor akı vektörünün anlık değerleri, ölçülen rotor hızı ile referans açısız kayma frekansının toplanması ve sonucun integrasyonu ile elde edilir. Doğrudan kontrol tekniğinde ise, rotor akı vektörünün anlık değerleri, hava aralığına yerleştirilecek sensörler ile ölçülür. Ancak bu teknikler, parametre değişimlerini dikkate almazlar ve yüksek maliyete sahiptirler. Ayrıca sensörler mekanik titreşme ve ısıya karşı duyarlıdırlar. Bu nedenle, sensör kullanmaksızın motorun ölçülebilen diğer uç büyüklüklerini (stator gerilim ve akımları ile rotor hızı) kullanarak, vektör kontrolü için gerekli olan motor

parametrelerini ve rotor akısını kestirmek, güvenilirlik ve maliyet açısından avantajlı olmaktadır [2].

### 1.3. Daha Önce Yapılan Çalışmalar

Literatürde durum değişkenleri ve parametre kestirimi üzerine birçok çalışmalar yapılmıştır. Geçici ve kararlı durumda parametre kestirimi için, Levenberg-Marquardt algoritması kullanılmış fakat geçici çalışma koşullarında (yüksek akım bölgesi) deneysel ölçümlerin zorluğuna dikkat çekilmiştir [3]. Sıcaklığın ve doyumun parametreler üzerindeki etkisini kompanze edici harmonikler kullanılarak kararlı durumda stator akısının kestirimi ile açık çevrim kontrolü geliştirilmiştir [4]. Motor doğrusal bölgede kabul edilip doyum ihmal edilmiş ve en küçük kareler yöntemi kullanılarak parametre kestirimi yapılmıştır [5], [6]. Kararlı durumda optimal kontrol (doyumun ihmal edilmesi) uygulanarak, rotor direnci değişimlerinden kaynaklanan hatalar ortadan kaldırılmıştır [7]. Rotor direnci değişimleri ayrı bir kontrolör ile kompanze edilerek, model referans adaptif kontrol sistemiyle sensörsüz vektör kontrolü yapılmıştır. Adaptif yasa gereğince endüktanslar sabit kabul edilmiştir [8], [9]. Mikrobilgisayar tabanlı data acquisition sistemiyle ölçümler yapılmış ve genelleştirilmiş yinelemeli en küçük kareler yöntemiyle geçici ve kararlı durumda rotor direnci ve rotor öz-endüktansı kestirilmiştir. Diğer parametreler sabit kabul edilmiştir [10]. Spektral analiz yöntemiyle gerçek zamanlı (on-line) kestirim algoritması geliştirilmiş fakat, gürültülü çalışma koşullarında iyi performans elde edilememiştir [11]. Sadece akı kestirimi için gözlemleyici teorisine dayalı algoritma geliştirilmiştir. Yöntemde öz değerlerin keyfi seçilebilmesi ile gerçek zamanlı rotor akısı kestiriminde hız açısından üstünlük elde edilmiştir [12], [13]. Ölçüm ve sistem gürültülerini de hesaba katan Kalman filtreleme algoritmasıyla durum değişkenleri ve parametre kestirimi yapılmıştır [1], [2], [14], [15], [16]. Bu çalışmalar arasında Kalman filtreleme algoritmasıyla, gürültülü çalışma koşullarında en iyi kestirimlerin elde edildiği gözlenmiştir.

#### 1.4. İzlenen Yöntem

Bu çalışmada, sürekli çalışma koşullarında, endüksiyon motorunun durum uzayı modeli kullanılarak, genişletilmiş Kalman filtreleme algoritmasıyla durum değişkenleri ve parametre kestirimi amaçlanmıştır. Gerçek zamanlı parametre kestirimi önemli olmasına rağmen, gerekli deneysel verilere ilişkin ölçümlerin ve kestirim algoritmasının doğru bir şekilde yürütülmesindeki zorluklardan dolayı yaygın bir şekilde uygulanmamaktadır. Burada kestirimi amaçlanan değişken ve parametreler, vektör kontrolü açısından en iyi performans elde edilecek şekilde seçilmişlerdir.

#### 1.5. Endüksiyon Motor Modeli

Bir hız kontrol sisteminde, makine, normal olarak bir geri besleme çevriminin bir bloğunu oluşturur. Bu nedenle dinamik davranışının göz önüne alınması gerekir. Bir endüksiyon motorunun dinamik davranışı, stator ve rotor fazları arasındaki kuplajlama etkisinden dolayı zamanla değişen bir yapıya sahiptir. Kuplaj katsayıları rotorun pozisyonuna göre değişir. Bu nedenle motor modeli, zamanla değişen parametrelere sahip olup, aşağıdaki diferansiyel denklemlerle tanımlanır [21].

$$V_s = R_s I_s + \frac{d}{dt} \lambda_s \quad : \text{ Stator gerilimi} \quad (1)$$

$$V_r = R_r I_r + \frac{d}{dt} \lambda_r \quad : \text{ Rotor gerilimi} \quad (2)$$

$$\lambda_s = L_s I_s + L_0 I_r \quad : \text{ Stator akısı} \quad (3)$$

$$\lambda_r = L_0 I_s + L_r I_r \quad : \text{ Rotor akısı} \quad (4)$$

$$L_s = L_{ls} + L_{ms} \quad : \text{ Stator öz endüktansı} \quad (5)$$

$$L_r = L_{lr} + L_{mr} \quad : \text{ Rotor öz endüktansı} \quad (6)$$

$$L_{ls}, L_{ms} \quad : \text{ Stator kaçak ve mıknatıslama endüktansları}$$

$$L_{lr}, L_{mr} \quad : \text{ Rotor kaçak ve mıknatıslama endüktansları}$$

$$L_0 \quad : \text{ Ortak endüktans}$$

$$R_s, R_r \quad : \text{ Stator ve rotor dirençleri}$$

$$I_s, I_r \quad : \text{ Stator ve rotor akımları}$$

Kuplajlama etkisinden dolayı oluşan karmaşıklığı azaltmak için, d-q eksen dönüşümü tanımlanır [21]. Bu dönüşümle, (1)-(6) eşitliklerindeki rotor sargılarıyla ilgili değişkenler, statorla birlikte döndüğü varsayılan hayali sargılarla ilgili değişkenlere dönüştürülür. Böylece aşağıdaki matrisel eşitlik elde edilir.

$$\begin{bmatrix} v_{qs} \\ v_{ds} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + pL_l & 0 & p & 0 \\ 0 & R_s + pL_l & 0 & p \\ -M & 0 & 1 + p\tau & -\tau\omega_R \\ 0 & -M & \tau\omega_R & 1 + p\tau \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{qs} \\ i_{ds} \\ \lambda_{qr} \\ \lambda_{dr} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$M = L_0^2 / L_R \quad : \text{ Mıknatıslama endüktansı}$$

$$L_l = L_s - M \quad : \text{ Toplam kaçak endüktans}$$

$$\tau = L_R / R_R \quad : \text{ Rotor zaman sabiti}$$

$$v_{qs}, v_{ds} \quad : \text{ d-q eksenlerinde stator gerilimleri}$$

$i_{qs}, i_{ds}$  : d-q eksenlerinde stator akımları

$\lambda_{qr}, \lambda_{dr}$  : d-q eksenlerinde rotor akıları

$R_S, R_R$  : Stator ve rotor dirençleri

$L_S, L_R$  : Stator ve rotor öz endüktansları

$L_0$  : Ortak endüktans

$\omega_R$  : Rotor elektriksel açısal frekansı

$p$  : Türev operatörü ( $\frac{d}{dt}$ )

## 1.6. Sayısal Filtrelemeye Genel Bir Bakış

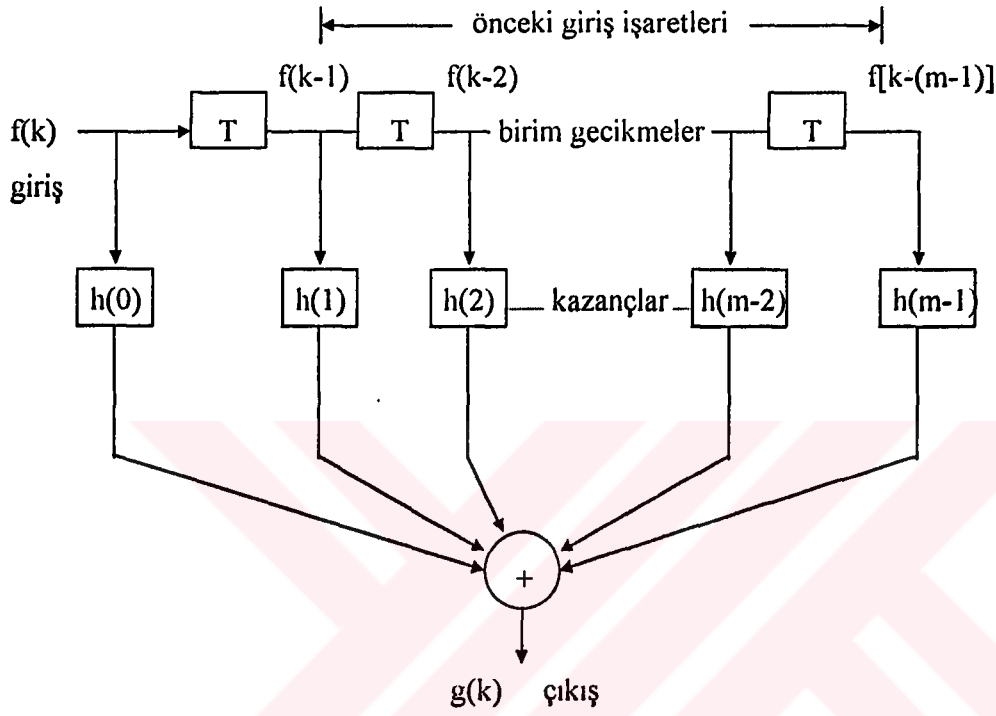
Kestirim teorisinde kullanılan sayısal filtreler, yinelemeli (recursive) ve yinelemeli olmayan (non-recursive) filtreler olmak üzere ikiye ayrılır. Yinelemeli olmayan filtre olarak Wiener filtresi, yinelemeli filtre olarak da Kalman filtresi örnek gösterilebilir. Bu filtreler, gürültü bileşeni içeren sistemlerde kestirim amaçlı olarak kullanılabilir. Kestirim performansını değerlendirmede bir kriter olarak, “kare ortalama hatası” terimi kullanılır.

### 1.6.1. Yinelemeli Olmayan ve Yinelemeli Filtreler

Aşağıdaki şekilde bir yinelemeli olmayan filtre yapısı görülmektedir. Burada  $f(k)$  ve  $g(k)$ , sırasıyla örneklenmiş giriş ve çıkış işaretleridir. Filtrelerin kestirici olarak ele alınması durumunda, bu büyüklükler “ $y$ ” ve “ $\hat{x}$ ” ile gösterilecektir. Çıkış eşitliği,

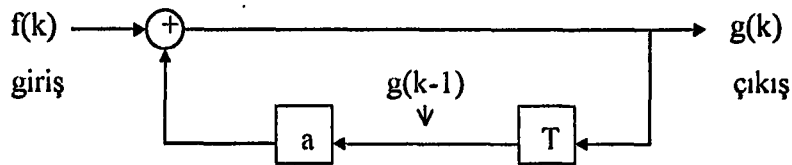
$$g(k)=h(0)f(k)+h(1)f(k-1)+\dots+h(m-1)f(k-m+1)=\sum_{i=0}^{m-1} h(i)f(k-i) \quad (8)$$

olarak tanımlanır. Bu ifade, ayrık zamanlı katlama olarak bilinir ve sonlu sayıda  $m$  giriş işaretini saklayan sonlu hafıza elemanı olarak da tanımlanır.



Şekil 1. Yinelemeli olmayan filtre yapısı

Aşağıdaki şekilde ise, Kalman filtrenin geliştirilmesinde kullanılacak olan birinci mertebe yinelemeli filtre yapısı görülmektedir.

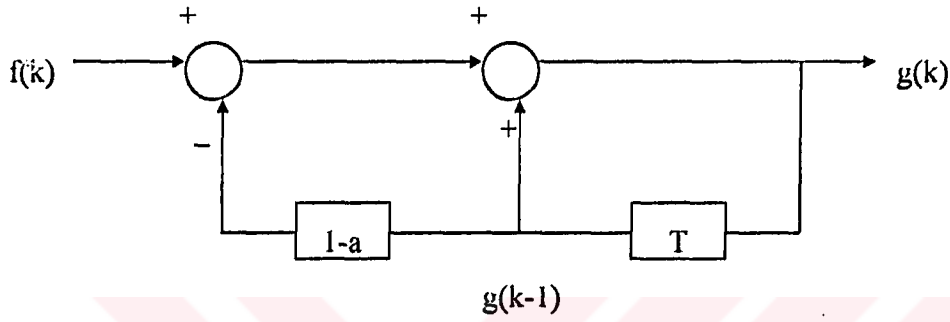


Şekil 2. Birinci mertebe yinelemeli filtre yapısı

Çıkış eşitliği,

$$g(k)=f(k)+ag(k-1) \quad (9)$$

olarak tanımlanır. Şekil 2 ile verilen blok diyagram, kestirim algoritması için daha kullanışlı olan aşağıdaki blok diyagrama özdeştir.



Şekil 3. Birinci mertebeye yinelemeli filtrenin bir başka gösterimi

Bu durumda,

$$g(k)=g(k-1)+[f(k)-(1-a)g(k-1)] \quad (10)$$

ile verilir. Şekil 2 ve 3'den görüldüğü gibi, yinelemeli filtre, bir geri beslemeli sistem olarak da düşünülebilir ve kararlılık için  $a < 1$  olmalıdır.

Yinelemeli olmayan ve yinelemeli filtreler arasındaki temel farkı daha iyi görmek için,  $f(k)$  olarak birim vuruş işareti kullanılabilir.

$$f(k) = \begin{cases} 0 & , k < 0 \\ 1 & , k = 0 \\ 0 & , k > 0 \end{cases}$$

Basitlik açısından  $m=3$  alınırsa, Yinelemeli olmayan filtre için,

$h(0)=1$  ,  $h(1)=1/2$  ,  $h(2)=1/4$  olması durumunda,

$$g(k)=f(k)+1/2 f(k-1)+1/4 f(k-2)$$

$$g(0)=1 \quad , \quad g(1)=1/2 \quad , \quad g(2)=1/4 \quad , \quad g(3)=g(4)=\dots\dots=0$$

elde edilir. Bu tepke, sonlu birim vuruş tepkesi (FIR) olarak tanımlanır. Aynı giriş işaretinin yinelemeli filtreye uygulanması durumunda,

$$g(0)=1 \quad , \quad g(1)=a \quad , \quad g(2)=a^2 \quad , \dots\dots , \quad g(k)=a^k$$

elde edilir. Bu tepke ise, sonsuz birim vuruş tepkesi (IIR) olarak tanımlanır. Burada  $k < 0$  için  $g(k)=0$  kabulü yapılmıştır. Filtre,  $a < 1$  için kararlı olmaktadır.

Yinelemeli olmayan ve yinelemeli filtrelere ilişkin frekans tepkelerini bulmak için, (8) ve (9) eşitliklerinin her iki yanına ayrı Fourier dönüşümü (AFD) uygulanır.

Yinelemeli olmayan filtre için basitlik açısından,

$$g(k)=1/2 f(k)+1/2 f(k-1)$$

olduğu düşünülün. Bu eşitliğin her iki yanına AFD uygulanırsa,

$$\sum_{k=-\infty}^{+\infty} g(k) e^{-jk\omega T} = 1/2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} f(k) e^{-jk\omega T} + 1/2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} f(k-1) e^{-jk\omega T}$$

elde edilir. Son terim,

$$1/2 \sum_{n=-\infty}^{+\infty} f(n) e^{-jn\omega T} e^{-j\omega T} = 1/2 e^{-j\omega T} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} f(n) e^{-jn\omega T} = 1/2 e^{-j\omega T} F(\omega)$$

biçiminde yazılabilir. Burada  $n=k-1$ 'dir. Bu durumda,



$$G(w) = 1/2 F(w) (1 + e^{-jwT})$$

olup, transfer fonksiyonu,

$$H(w) = G(w) / F(w) = 1/2 (1 + e^{-jwT}) = e^{-jwT/2} \cos wT/2 \text{ olur.}$$

$$0 \leq |w| \leq w_s/2 \text{ için } |H(w)| = \cos wT/2 \text{ 'dir.}$$

$w_s = 2\pi/T$  : Örnekleme frekansdır.

Yinelemeli filtre için AFD uygulanırsa,

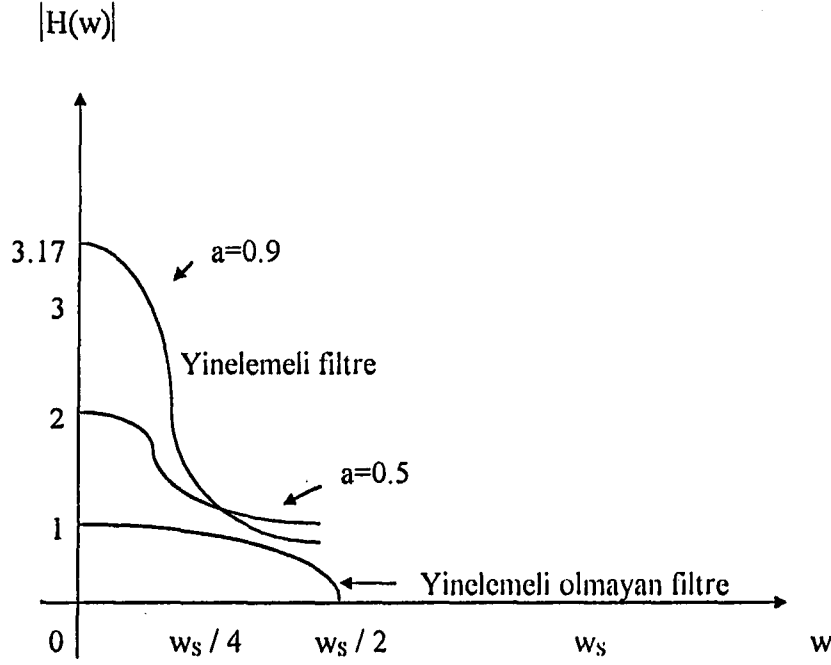
$$G(w) = F(w) + a e^{-jwT} G(w)$$

ve transfer fonksiyonu,

$$H(w) = G(w) / F(w) = 1 / (1 - a e^{-jwT}) \text{ elde edilir.}$$

$$0 \leq |w| \leq w_s/2 \text{ için } |H(w)| = 1 / \sqrt{1 + a^2 - 2a \cos wT} \text{ 'dir.}$$

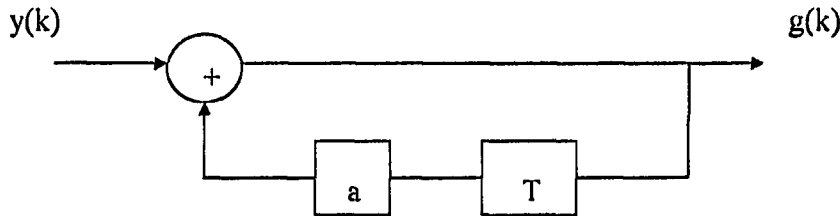
Böylece frekans tepkesi eğrileri aşağıdaki gibi olur [18].



Şekil 4. Yinelemeli olmayan ve yinelemeli filtrelerin frekans tepkisi eğrileri

### 1.6.2. Yinelemeli Filtrenin Kestirici Olarak Kullanılması

Gelişigüzel (gürültü içeren) sistemler için kullanılan başlıca kestirim algoritmaları yinelemeli olmayan Wiener filtresi ve yinelemeli Kalman filtresi algoritmalarıdır. Bilindiği gibi yinelemeli algoritmalar, bilgisayarla benzetim ve analiz amaçları için oldukça kullanışlıdır. Bu nedenle, bu çalışma kapsamında yinelemeli kestirici kavramı üzerinde durulmuştur. Aşağıdaki şekilde basit bir birinci mertebeli yinelemeli filtre blok diyagramı verilmiştir.



Şekil 5. Birinci mertebeli basit bir yinelemeli filtre

Burada  $y(k)$  giriş işareti, gürültü bileşeni  $[v(k)]$  içeren ölçüm büyüklüklerini,  $g(k)$  ise çıkış büyüklüğünü temsil etmek üzere,

$$y(k) = x + v(k) \quad (11)$$

$$g(k) = y(k) + ag(k-1) \quad (12)$$

eşitlikleri verilir.  $x$  büyüklüğü, ortalama değeri  $[E(x) = x_0]$  sıfır ve varyansı  $\sigma_x^2$  olan bir rastlantı değişkenidir. Gürültü işareti normal dağılımlı beyaz gürültü olup, gürültü örnekleri sıfır ortalama değerli,  $\sigma_v^2$  varyanslı ve ilişkisizdirler. Burada  $m$  adet ölçüm büyüklüğü kullanılarak  $x$  büyüklüğü kestirilecektir.  $m$  adet örneğin her biri için  $y(i) = x + v(i)$  yazılabilir. Bu durumda kestirim ile gerçek değer arasındaki hata,  $e = \hat{x} - x$  olmak üzere, kare ortalama hatası,

$$P_e = E(e^2) = E(\hat{x} - x)^2 = E(x + v(i) - x)^2 = E[v^2(i)] = \sigma_v^2 \quad (13)$$

Bu filtre, sürekli olarak bir önceki  $ag(k-1)$  işaretine şimdiki giriş işaretini ekleyerek çıkışı günceller. Giriş işaretinin  $y(1), y(2), \dots, y(m)$  örneklerinden oluştuğu ve  $k < 1$  için  $g(k) = 0$  olduğu düşünülürse,

$$g(0) = y(0) + ag(-1) = 0$$

$$g(1) = y(1) + ag(0) = y(1)$$

$$g(2) = y(2) + ag(1) = y(2) + ay(1)$$

$$g(3) = y(3) + ag(2) = y(3) + ay(2) + a^2y(1)$$

.....

$$g(m) = y(m) + ag(m-1) = y(m) + ay(m-1) + \dots + a^{m-2}y(2) + a^{m-1}y(1) \quad (14)$$

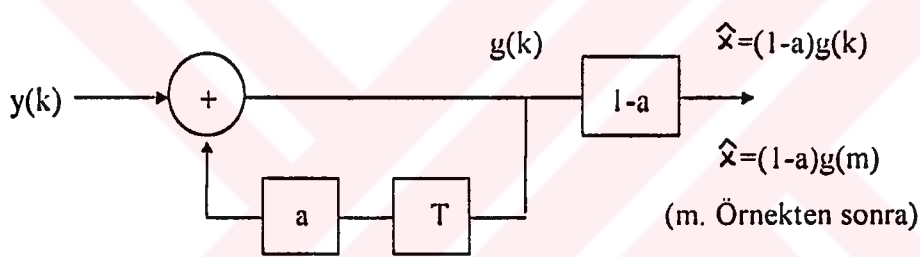
(11) eşitliği (14)'de yerleştirilirse,

$$g(m) = [(1-a^m) / (1-a)]x + \sum_{i=1}^m a^{m-i} v(i) \quad (15)$$

elde edilir.  $m$ 'nin büyük değerleri için  $|a|^m \ll 1$  olup,  $g(m)$ ,  $x / (1-a)$ 'ya yaklaşır. Bu durumda  $\hat{x} = (1-a)g(m)$ 'dir ve oldukça iyi bir kestirimdir. Böylece  $\hat{x}$  için aşağıdaki eşitlik elde edilir.

$$\hat{x} = (1-a^m)x + (1-a) \sum_{i=1}^m a^{m-i} v(i) \quad (16)$$

Görüldüğü gibi  $m$ . giriş işareti işlendikten sonra,  $(1-a)g(m)$  çıkış işareti,  $x$  işaretinin bir kestirimi olarak düşünülür. Aşağıdaki şekilde  $k=1, 2, \dots, m$  olmak üzere yinelemeli kestirici blok diyagramı verilmiştir.



Şekil 6. Yinelemeli kestirici

Kestiricinin doğruluğunu değerlendirmede, giriş ve çıkış için kare ortalama hatası hesaplanabilir. Giriş kare ortalama hatası daha önce (13) ile hesaplandığı gibi her bir örnek için  $\sigma_v^2$ 'dir. Çıkışdaki kare ortalama hatası ise (Ek 1),

$$P_e = a^{2m} E(x^2) + [(1-a)(1-a^{2m}) / (1+a)] \sigma_v^2 \quad (17)$$

Görüldüğü gibi, bu hatayı en aza indirmek için  $m$ , bir başka deyişle örnekleme frekansı, yeterince büyük olmalıdır.

## 1.7. Sayısal İşaretlerin Optimum Kestirimi

İyi bir kestirim performansı elde etmede ortalama kare hatası oldukça faydalı bir kriterdir. Bu hatayı en aza indiren kestirimler, en iyi veya optimum kestirimler olarak bilinir. Bu amaç doğrultusunda, sırasıyla skaler ve vektörel işaretler için optimum kestirim algoritmaları geliştirilecektir.

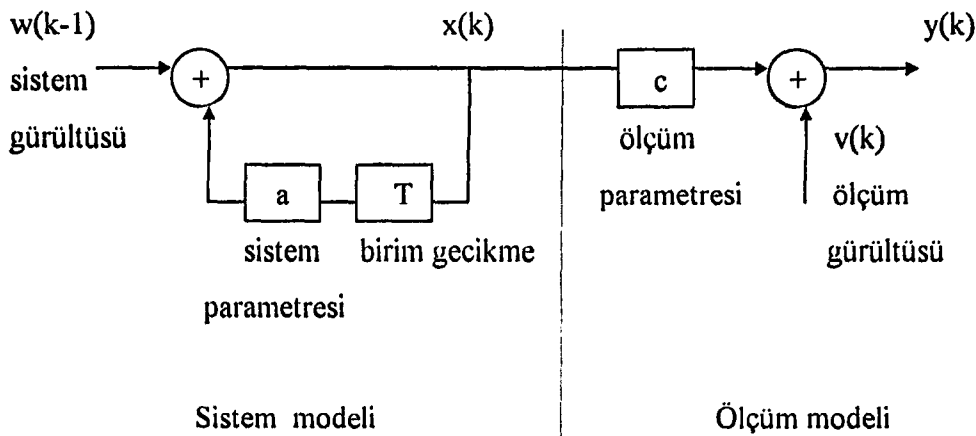
### 1.7.1. Skaler Kalman Filtresi

Gürültü içeren birinci mertebeden bir dinamik sistem, birinci mertebe yinelemeli işlem olarak modellenebilir. Bu durumda dinamik durum (sistem) ve çıkış (ölçüm) eşitlikleri aşağıdaki gibi verilebilir.

$$x(k) = ax(k-1) + w(k-1) \quad (18)$$

$$y(k) = cx(k) + v(k) \quad (19)$$

Ölçüm ve sistem modelini içeren blok diyagram, aşağıdaki şekilde görülmektedir.



Şekil 7. Gürültü bileşenleri içeren birinci mertebe dinamik sistem

Burada,  $k < 0$  için  $x(k)$ ,  $w(k)$  ve  $v(k)$  'nın sıfıra eşit olduğu düşünölmüştür.  $x(k)$ ,  $w(k)$  ve  $v(k)$ 'nin ortalama değeri sıfır olup, varyansları sırasıyla  $\sigma_x^2$ ,  $\sigma_w^2$  ve  $\sigma_v^2$  'dir. Diğer taraftan optimum yinelemeli kestirici, aşağıdaki eşitlikle ifade edilebilir.

$$\hat{x}(k) = a(k) \hat{x}(k-1) + b(k)y(k) \quad (20)$$

Burada  $\hat{x}(k)$ ,  $k$  anında  $x(k)$  işaretinin kestirimidir. Kestirim işlemi,  $k-1$  anındaki kestirim ile  $k$  anındaki ölçümler kullanılarak gerçekleştirilir.  $b(k)$  ise, ortalama kare hatasını en aza indirecek şekilde her bir örnekleme anı için hesaplanan kazanç faktörüdür.  $e(k) = \hat{x}(k) - x(k)$  eşitliğinde  $\hat{x}(k)$  yerine (20) eşitliği yerleştirilirse, ortalama kare hatası,

$$p(k) = E[a(k) \hat{x}(k-1) + b(k)y(k) - x(k)]^2 \quad (21)$$

$p(k)$ 'yı en aza indirmek için her iki yanın  $a(k)$  ve  $b(k)$ 'ya göre türevleri sıfıra eşitlenirse,

$$E[e(k) \hat{x}(k-1)] = E[e(k) y(k)] = 0 \quad (22)$$

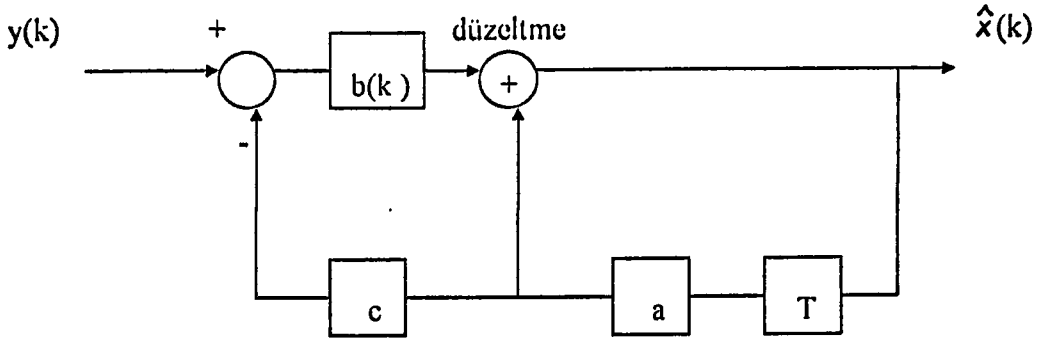
elde edilir. Böylece (19) ve (22) eşitlikleri kullanılarak,  $a(k)$  ve  $b(k)$  arasındaki ilişki (Ek2)

$$a(k) = a[1 - cb(k)] \quad (23)$$

olarak bulunur. (23) eşitliği (20)'de yerleştirilirse,

$$\hat{x}(k) = a \hat{x}(k-1) + b(k)[y(k) - ac \hat{x}(k-1)] \quad (24)$$

elde edilir. Burada  $a \hat{x}(k-1)$  terimi, önceki ölçümlere dayanan bir ön tahmindir. İkinci terim ise, düzeltme terimi olarak tanımlanır. Bu durumda optimum yinelemeli kestirici blok diyagramı aşağıdaki gibi olur.



Şekil 8. Optimum yinelemeli kestirici

Diğer taraftan  $p(0)=E[\hat{x}(0)-x(k)]^2$  yazılabilir. Bu durumda  $p(0)$ 'ı en aza indiren  $\hat{x}(0)$  değeri, her iki tarafın  $\hat{x}(0)$ 'a göre türevinin sıfıra eşitlenmesiyle,  $\hat{x}(0)=E(x(k))$  olarak bulunur. Böylece  $\hat{x}(0)$  için en iyi kestirim,  $x(k)$ 'nin ortalama değerine eşit olmaktadır.  $b(k)$  ve  $p(k)$  için, (13) ve (22) eşitliklerinden yola çıkılarak (Ek 3),

$$b(k)=c[a^2p(k-1)+\sigma_w^2] / [\sigma_v^2+c^2\sigma_w^2+c^2a^2p(k-1)] \quad (25)$$

$$p(k)=(1/c) \sigma_v^2 b(k) \quad (26)$$

yazılabilir. Böylece optimum yinelemeli kestirici için aşağıdaki eşitlikler elde edilir.

$$\hat{x}(k)=a \hat{x}(k-1)+b(k)[y(k)-ac \hat{x}(k-1)] \quad (27)$$

$$b(k)=cp_1(k)[c^2 p_1(k)+\sigma_v^2]^{-1} \quad (28)$$

$$p_1(k)=a^2p(k-1)+\sigma_w^2 \quad (29)$$

$$p(k)=p_1(k)-cb(k) p_1(k) \quad (30)$$

Burada  $p_1(k)$  ve  $p(k)$ , sırasıyla  $p(k/k-1)$  ve  $p(k/k)$  terimlerine özdeştir. Böylece yukarıda elde edilen (27)-(30) eşitlik takımı, skaler Kalman filtreleme algoritması olarak adlandırılmıştır.

### 1.7.2. Vektörel Kalman Filtresi

Gürültü bileşeni içeren vektörel yapıdaki bir dinamik sistem için aşağıdaki durum ve çıkış eşitlikleri verilebilir.

$$\underline{x}(k+1) = A \underline{x}(k) + \underline{w}(k) \quad (31)$$

$$\underline{y}(k) = C \underline{x}(k) + \underline{v}(k) \quad (32)$$

Burada  $\underline{x}(k)$ ,  $\underline{y}(k)$ ,  $\underline{w}(k)$  ve  $\underline{v}(k)$ , vektörel yapıda, A ve C ise matrisel yapıdadırlar. Bu **durumda** vektörel Kalman filtre eşitliklerini elde etmek için, aşağıdaki dönüşümler uygulanır.

Skaler  $\longrightarrow$  Matris

$$a+b \quad A+B$$

$$a \cdot b \quad A \cdot B$$

$$a^2 \cdot b \quad ABA^T$$

$$1 / (a+b) \quad (A+B)^{-1}$$

$$\sigma_v^2 \longrightarrow R(k) = [\underline{v}(k) \underline{v}^T(k)] : \text{Ölçüm gürültüsü kovaryans matrisi}$$

$$\sigma_w^2 \longrightarrow Q(k) = [\underline{w}(k) \underline{w}^T(k)] : \text{Sistem gürültüsü kovaryans matrisi}$$

$$p(k) \longrightarrow P(k) = [\underline{e}(k) \underline{e}^T(k)] : \text{Hata kovaryans matrisi}$$

İki boyutlu vektörel bir sistem için,

$$R(k) = \begin{bmatrix} E[v_1^2(k)] & E[v_1(k)v_2(k)] \\ E[v_2(k)v_1(k)] & E[v_2^2(k)] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{v_{11}}^2 & \sigma_{v_{12}}^2 \\ \sigma_{v_{21}}^2 & \sigma_{v_{22}}^2 \end{bmatrix}$$

Benzer şekilde,



$$Q(k) = \begin{bmatrix} \sigma_{w_{11}}^2 & \sigma_{w_{12}}^2 \\ \sigma_{w_{21}}^2 & \sigma_{w_{22}}^2 \end{bmatrix} \quad \text{ve} \quad P(k) = \begin{bmatrix} P_{11}(k) & P_{12}(k) \\ P_{21}(k) & P_{22}(k) \end{bmatrix}$$

yazılabilir. Böylece (27)-(30) eşitliklerinden yola çıkarak vektörel Kalman filtre için,

$$\hat{\underline{x}}(k) = A \hat{\underline{x}}(k-1) + K(k)[y(k) - CA \hat{\underline{x}}(k-1)] \quad (33)$$

$$K(k) = P_1(k) C^T [C P_1(k) C^T + R(k)]^{-1} \quad (34)$$

$$P_1(k) = A P(k-1) A^T + Q(k-1) \quad (35)$$

$$P(k) = P_1(k) - K(k) C P_1(k) \quad (36)$$

eşitlikleri elde edilir. Burada  $K(k)$ , Kalman kazanç matrisi olarak adlandırılır. Benzetim ve analiz amaçlarına uygunluk bakımından yöntem, ön tahmin ve düzeltme olmak üzere iki adımda uygulanır.

Ön tahmin:

$$\hat{\underline{x}}(k / k-1) = A \hat{\underline{x}}(k-1 / k-1)$$

$$P(k / k-1) = A P(k-1 / k-1) A^T + Q(k-1)$$

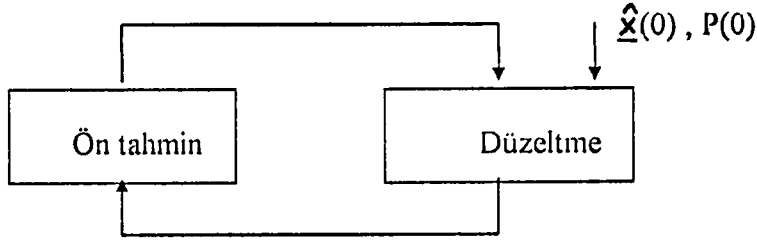
Düzeltilme:

$$K = P(k / k-1) C^T [C P(k / k-1) C^T + R(k)]^{-1}$$

$$P(k / k) = P(k / k-1) - K C P(k / k-1)$$

$$\hat{\underline{x}}(k / k) = \hat{\underline{x}}(k / k-1) + K [y(k) - C \hat{\underline{x}}(k / k-1)]$$

Aşağıdaki şekilde Kalman filtreleme algoritması adımlarının yürütülmesine ilişkin blok diyagram görülmektedir.



Şekil 9. Kalman filtre çevrimi

Ön tahmin adımında, düzeltilmiş  $\hat{x}(k)$  değerleri kullanılarak bir sonraki  $\hat{x}(k+1)$  kestirim değerleri hesaplanır. Düzeltilme adımında ise, hesaplanan  $\hat{x}(k+1)$  kestirim değerleri o andaki gerçek  $x(k+1)$  ölçüm değerlerine göre düzeltilir. Bu çevrim, yeterli doğrulukta sonuç elde edilinceye kadar devam eder. Üstün filtre performansı elde etmek için, Q, R ve P(0) matrisleri uygun değerlerde seçilmelidir.

### 1.7.3. Genişletilmiş Kalman Filtresi

Şimdiye kadar incelenen Kalman filtreleme algoritmaları, durum uzayı modeli verilen bir dinamik sistemde, durum değişkenlerinin kestirimine yöneliktir. Fakat modelde kullanılan sistem parametrelerinin de zamanla değiştiği göz önüne alındığında, gürültü içeren sistem, doğrusal olmayan gelişigüzel sistem özelliği gösterir. Böylece durum değişkenleri ve parametrelerin kestirimine uyarlanmış Kalman filtreleme algoritması, genişletilmiş Kalman filtre olarak adlandırılır.

Sistem ve ölçüm gürültüleri içeren doğrusal olmayan gelişigüzel bir sistem, aşağıdaki eşitliklerle ifade edilir.

$$\underline{x}(k+1)=f[\underline{x}(k),\underline{u}(k)]+\underline{w}(k) \quad (37)$$

$$\underline{y}(k)=C[\underline{x}(k)]+\underline{v}(k) \quad (38)$$

Burada  $\underline{u}(k)$ , sistem giriş vektörü olup, sinüzoidal, altı adımlı işaret ve PWM işareti olarak uygulanmıştır. Böyle bir sistemde Kalman filtreleme algoritmasını uygulamak için, sistemin her bir kestirim anında doğrusallaştırılması gerekir. Bu amaçla aşağıdaki jakobyen (kısmi türev) matrisleri tanımlanır.

$$F(k)=\left. \frac{\delta f(\cdot)}{\delta \underline{x}} \right|_{\hat{\underline{x}}(k)} \quad \text{ve} \quad H(k)=\left. \frac{\delta C(\cdot)}{\delta \underline{x}} \right|_{\hat{\underline{x}}(k)} \quad (39)$$

F(k) ve H(k) matrislerinin açık şekli, aşağıdaki biçimlere sahiptir.

$$F(k)=\begin{bmatrix} \delta f_1 / \delta x_1 & \delta f_1 / \delta x_2 & \dots & \delta f_1 / \delta x_n \\ \delta f_2 / \delta x_1 & \delta f_2 / \delta x_2 & \dots & \delta f_2 / \delta x_n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \delta f_n / \delta x_1 & \delta f_n / \delta x_2 & \dots & \delta f_n / \delta x_n \end{bmatrix}$$

$$H(k)=\begin{bmatrix} \delta C_1 / \delta x_1 & \delta C_1 / \delta x_2 & \dots & \delta C_1 / \delta x_m \\ \delta C_2 / \delta x_1 & \delta C_2 / \delta x_2 & \dots & \delta C_2 / \delta x_m \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \delta C_m / \delta x_1 & \delta C_m / \delta x_2 & \dots & \delta C_m / \delta x_m \end{bmatrix}$$

Bu durumda genişletilmiş Kalman filtreleme algoritması, aşağıdaki biçimde elde edilir.

Ön tahmin:

$$\hat{\underline{x}}(k+1/k) = F[\hat{\underline{x}}(k/k), \underline{u}(k)] \quad (40)$$

$$P(k+1/k) = F(k)P(k/k)F(k)^T + Q \quad (41)$$

Düzeltilme:

$$K(k+1) = P(k+1/k)H(k)^T [H(k)P(k+1/k)H(k)^T + R]^{-1} \quad (42)$$

$$P(k+1/k+1) = P(k+1/k) - K(k+1)H(k)P(k+1/k) \quad (43)$$

$$\hat{\underline{x}}(k+1/k+1) = \hat{\underline{x}}(k+1/k) + K(k+1) [\underline{y}(k+1) - C[\hat{\underline{x}}(k+1/k)]] \quad (44)$$

Burada,  $C[\hat{\underline{x}}(k+1/k)] = \underline{y}(k+1/k)$  olarak düşünülebilir. [AA1]

## 2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

### 2.1. Filtreleme İçin Sistem Modelinin Elde Edilmesi

Kalman filtreleme algoritmasını kullanabilmek için, (7) eşitliği, durum uzayı denklemleri biçiminde ifade edilmelidir. Bu amaçla stator akımları ve rotor akıları durum değişkenleri olarak seçilmiştir. Elde edilen durum uzayı modeli, aşağıdaki biçimdedir.

$$\dot{\underline{x}} = A_c \underline{x} + B_c \underline{u} \quad (45)$$

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} i_{qs} \\ i_{ds} \\ \lambda_{qr} \\ \lambda_{dr} \end{bmatrix} : \text{Durum vektörü} \quad \underline{u} = \begin{bmatrix} v_{qs} \\ v_{ds} \end{bmatrix} : \text{Giriş vektörü} \quad (46)$$

$$A_c = \begin{bmatrix} -(R_s + M/\tau)/L_l & 0 & 1/(L_l\tau) & -\omega_R/L_l \\ 0 & -(R_s + M/\tau)/L_l & \omega_R/L_l & 1/(L_l\tau) \\ M/\tau & 0 & -1/\tau & \omega_R \\ 0 & M/\tau & -\omega_R & -1/\tau \end{bmatrix} \quad (47)$$

$$B_c = \begin{bmatrix} 1/L_l & 0 \\ 0 & 1/L_l \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (48)$$

(47) eşitliğinde rotor açısal hızı değişkendir. Fakat motorun kestirim süresince kararlı durumda çalıştırıldığı göz önüne alındığında, bir sabit olarak düşünülür. Böylece her bir örnekleme periyodu için girişte sıfırcı derece tutucu kullanılarak endüksiyon motorunun ayrık zamanlı durum uzayı modeli aşağıdaki gibi elde edilir.

$$\underline{x}_{k+1} = A_D \underline{x}_k + B_D \underline{u}_k \quad (49)$$

$$A_D = \exp(A_C T) = I + A_C T + A_C^2 T^2 / 2 \quad (50)$$

$$B_D = \left[ \int_0^T \exp(A_C t) dt \right] B_C = (IT + A_C T^2 / 2 + A_C^2 T^3 / 6) B_C \quad (51)$$

T : Örnekleme periyodu

Burada  $A_C$ 'nin sadece birinci ve ikinci terimleri göz önüne alınmıştır. Diğer bileşenler, doğruluğu etkilemeyecek kadar küçüktürler ve bu yüzden ihmal edilmişlerdir. k indisi ise,  $t/T$  oranına eşdeğerdir.

(45)-(48) eşitlikleri ile verilen endüksiyon motor modelinde, durum değişkenleri stator akımları ve rotor akıları, parametreler ise mıknatıslama endüktansı, rotor zaman sabiti, stator direnci ve toplam kaçak endüktans olarak görülmektedir. Makine demir kayıplarını temsil etmek üzere başka bir parametre tanımlanmamıştır. Çünkü demir kayıpları, besleme gerilimi ve frekansına bağlıdır. Bu çalışmada sabit gerilim ve frekans altında çalışılmıştır ve böylece demir kayıpları sabit olarak düşünülmüştür. Stator direnci, Kelvin veya Weston köprüsüyle doğrudan doğruya ölçülebilir. Ayrıca bu parametre, makine performansı üzerinde çok küçük bir etkiye sahiptir. Bu nedenle sabit olarak düşünülebilir. Farklı çalışma koşullarında, açılma hızı, rotor akımının frekansı ve buna bağlı olarak, deri etkisinden dolayı rotor direnci ve rotor kaçak endüktansı değişir. Stator akımının frekansı sabit olduğu için, stator kaçak endüktansı sabittir. Bu nedenle, rotor kaçak endüktansındaki değişim, doğrudan doğruya toplam kaçak endüktansdaki değişimi yansıtacaktır [3]. Fakat sabit akı bölgesinde kaçak akı bileşeni, mıknatıslama akı bileşeni ile karşılaştırıldığında oldukça küçüktür ve sabit olarak düşünülebilir. Bu durumda, doyumun mıknatıslama endüktansı üzerindeki etkisi baskındır. Kararlı vektör kontrol açısından, kayma frekansı oldukça küçük bir bölgede değişir ve bu da deri etkisini en aza indirir. Bu durumda kafesteki sıcaklık değişimleri, normal olarak rotor direnci değişimlerine sebep olacaktır [14]. Bununla beraber, vektörel kontrolde özellikle rotor zaman sabitinin tanısı önemlidir ve doğru olarak bilinmediği takdirde, vektör kontrol için temel şart olan, rotor akısı ve moment arasındaki

dekuplaj kaybolur ve bu parametre kullanılarak hesaplanan referans kayma frekansı yanlış olur [15]. Böylece, (46) eşitliği ile verilen durum değişkenleri ve mıknatıslama endüktansı ile rotor zaman sabiti, kestirilecek büyüklükler olarak ele alınacaktır. Burada stator akım bileşenleri, kestirimin doğruluğunu test etme açısından işlemlere dahil edilmiştir. İşlemlerin kolaylığı açısından, parametre vektörü,

$$\underline{\theta} = [\theta_1 \quad \theta_2]^T = [M \quad 1/\tau]^T \quad (52)$$

olarak tanımlanmıştır. Diğer parametreler, boşa çalışma ve kilitli rotor deneyleri yapılarak önceden belirlenir. Dört bileşen içeren durum vektörü göz önüne alındığında, elde edilen altıncı mertebeden kestirilecek vektör,

$$\underline{y}(k) = [\underline{x}^T(k) \quad \underline{\theta}^T(k)]^T \quad (53)$$

biçiminde ifade edilir. Gerçek sistemde, sistem gürültüsünün sistem içinde oluştuğu düşünülür. Fakat, bu çalışmada, sistem gürültüsünün, giriş gerilimi tarafından taşındığı kabulü yapılmıştır. Böylece gürültü kovaryans matrisinin hesaplanması daha kolay olmaktadır. Bu durumda sistem modeli,

$$\underline{y}(k+1) = f[\underline{y}(k), \underline{u}(k)] + G(k)\underline{w}(k) \quad (54)$$

$$f[\underline{y}(k), \underline{u}(k)] = \begin{bmatrix} A_D[\underline{\theta}(k)]\underline{x}(k) + B_D[\underline{\theta}(k)]\underline{u}(k) \\ \underline{\theta}(k) \end{bmatrix} \quad (55)$$

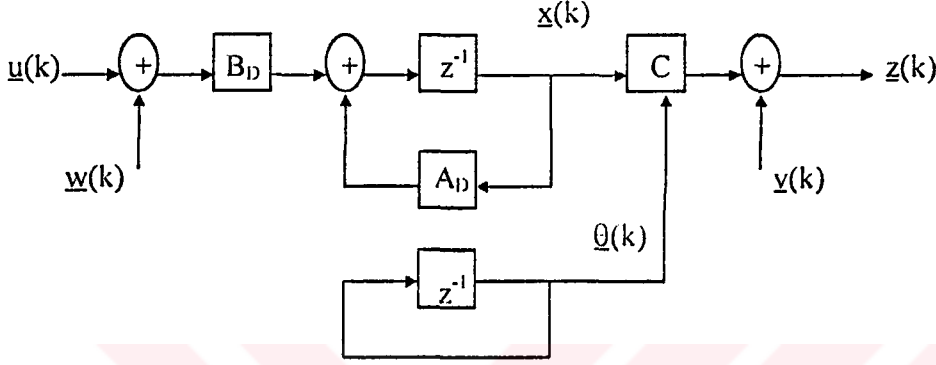
$$G(k) = \begin{bmatrix} B_D[\underline{\theta}(k)] \\ 0 \end{bmatrix} \quad (56)$$

Sistemin ölçüm modeli ise, aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$\underline{z}(k) = C\underline{y}(k) + \underline{v}(k) \quad (57)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (58)$$

(58) eşitliğinden stator akımlarının ölçüldüğü görülmektedir. Böylece yukarıdaki eşitliklere dayalı sistem modeli, aşağıdaki gibi elde edilir. Burada  $z^{-1}$ , ayrık sistemde birinci dereceden geciktirme elemanıdır.



Şekil 10. Kalman filtre için sistem modeli

## 2.2. Kestirim İçin Genişletilmiş Kalman Filtre Kullanımı

Öncelikle  $k$  örnekleme anında, herhangi bir gürültü bileşeni olmadığı kabul edilerek ve  $\hat{\underline{x}}(0)$ ,  $\hat{\underline{\theta}}(0)$ ,  $P(0)$  başlangıç kestirimleri kullanılarak  $k+1$  anı için  $\hat{\underline{x}}(k+1/k)$  ve  $P(k+1/k)$  ön tahmin değerleri hesaplanır. Bundan sonra  $k+1$  anında, gerçek ölçüm değerleri ile ön tahmin değerleri arasındaki fark,  $K(k+1)$  Kalman kazanç matrisi ile düzeltilerek durum ve parametre vektörleri için kestirim değerleri hesaplanır. Burada Kalman kazanç matrisi, kestirim hatası kovaryans matrisi  $[P(k+1/k+1)]$  en küçük değerde olacak şekilde hesaplanır. Filtreleme algoritması, aşağıdaki gibi özetlenebilir.

1. Başlangıç değerleri  $[\hat{\underline{x}}(0), \hat{\underline{\theta}}(0), P(0)]$
2.  $\hat{\underline{x}}(k+1/k) = A_D[\hat{\underline{\theta}}(k)]\hat{\underline{x}}(k) + B_D[\hat{\underline{\theta}}(k)]u(k)$



$$3. F(k) = \begin{bmatrix} A_D[\hat{\theta}(k)] & \frac{\delta}{\delta \underline{\theta}} \{ A_D[\hat{\theta}(k)] \hat{\underline{x}}(k) + B_D[\hat{\theta}(k)] \underline{u}(k) \} \\ 0 & I \end{bmatrix}$$

$$4. P(k+1/k) = F(k)P(k)F(k)^T + G(k)QG^T(k)$$

$$5. K(k+1) = P(k+1/k)C^T [CP(k+1/k)C^T + R]^{-1}$$

$$6. P(k+1/k+1) = P(k+1/k) - K(k+1)C P(k+1/k)$$

$$7. \hat{\underline{x}}(k+1/k+1) = \hat{\underline{x}}(k+1/k) + L(k+1) [z(k+1) - C \hat{\underline{y}}(k+1/k)]$$

$$8. \underline{\theta}(k+1/k+1) = \underline{\theta}(k) + N(k+1) [z(k+1) - C \hat{\underline{y}}(k+1/k)]$$

9. 2. adıma geri dön.

Burada,

$$C \hat{\underline{y}}(k+1/k) = \hat{\underline{z}}(k+1/k), \quad K = [L^T \quad N^T]^T$$

$\hat{\underline{x}}(k+1/k)$  : Durum vektörü ön tahmini

$\hat{\underline{x}}(k+1/k+1)$  : Durum vektörü kestirimi

$\underline{\theta}(k+1/k+1)$  : Parametre vektörü kestirimi

$I$  : Birim matris

$0$  : Sıfır matris

$P(k+1/k)$  : Ön tahmin hatası kovaryans matrisi

$P(k+1/k+1)$  : Kestirim hatası kovaryans matrisi

$K$  : Kalman kazanç matrisi

$L$  : Durum vektörü için Kalman kazanç matrisi

$N$  : Parametre vektörü için Kalman kazanç matrisi

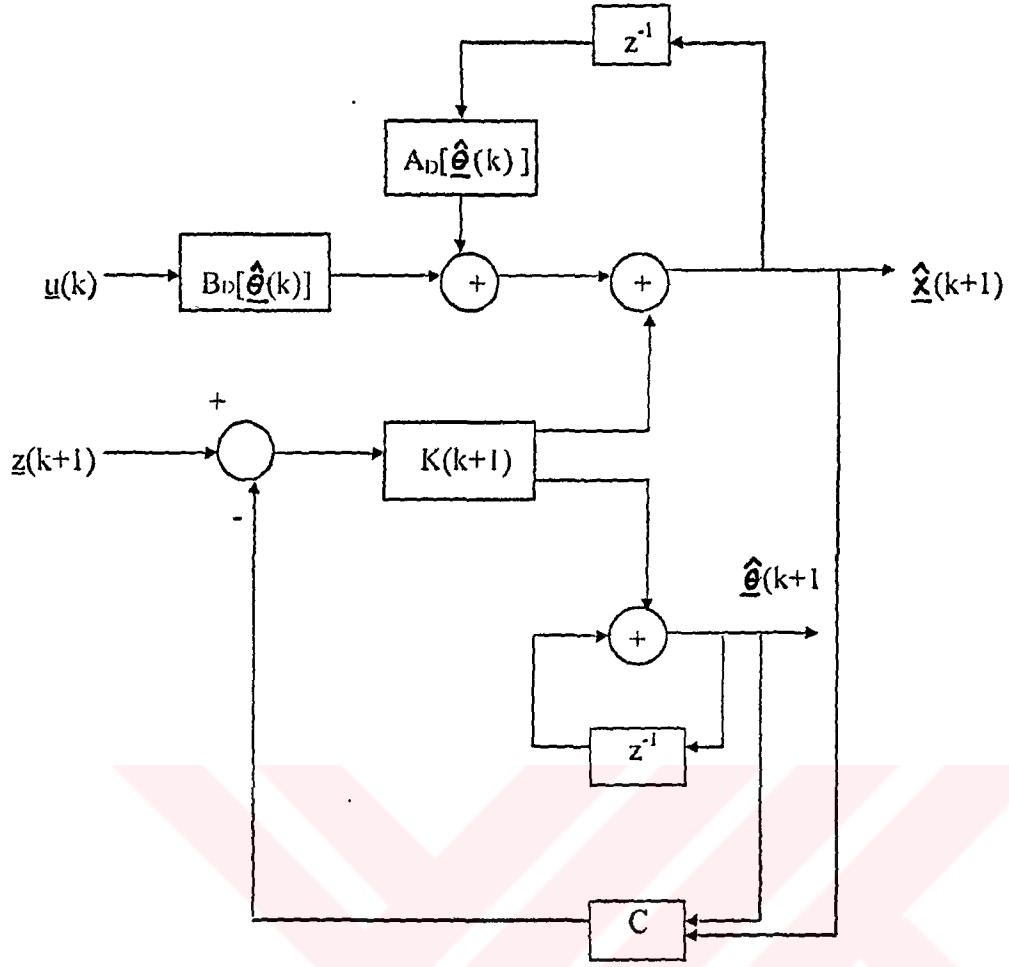
Diğer taraftan  $F12(k)$  matrisinin hesabı, aşağıdaki biçimde geliştirilen yöntemle yapılmıştır.

$$\frac{\delta}{\delta \underline{\theta}} \{A_D[\hat{\underline{\theta}}(k)]\hat{\underline{x}}(k) + B_D[\hat{\underline{\theta}}(k)]\underline{u}(k)\} = \frac{\delta}{\delta \underline{\theta}} A_D[\hat{\underline{\theta}}(k)]\hat{\underline{x}}(k) + \frac{\delta}{\delta \underline{\theta}} B_D[\hat{\underline{\theta}}(k)]\underline{u}(k)$$

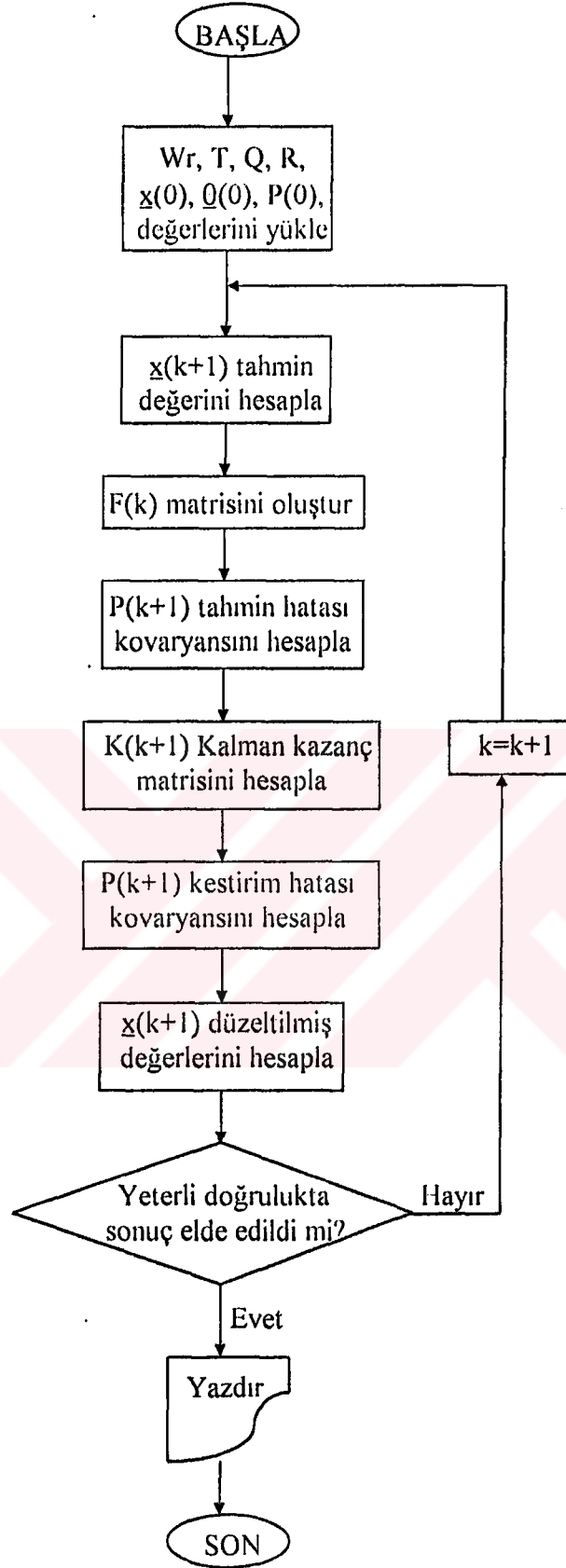
$$\frac{\delta A_D}{\delta \underline{\theta}} = T \frac{\delta A_C}{\delta \underline{\theta}} + T^2 A_C \frac{\delta A_C}{\delta \underline{\theta}} = (IT + T^2 A_C) \frac{\delta A_C}{\delta \underline{\theta}}$$

$$\begin{aligned} \frac{\delta B_D}{\delta \underline{\theta}} &= IT \frac{\delta B_C}{\delta \underline{\theta}} + (T^2/2) \frac{\delta A_C}{\delta \underline{\theta}} B_C + (T^2/2) A_C \frac{\delta B_C}{\delta \underline{\theta}} + (T^3/3) A_C \frac{\delta A_C}{\delta \underline{\theta}} B_C + (T^3/6) A_C^2 \frac{\delta B_C}{\delta \underline{\theta}} \\ &= [IT + (T^2/2)A_C + (T^3/6)A_C^2] \frac{\delta B_C}{\delta \underline{\theta}} + [(T^2/2) + (T^3/3)A_C] \frac{\delta A_C}{\delta \underline{\theta}} B_C \end{aligned}$$

Aşağıdaki şekillerde, kestirim işlemi blok diyagramı ve bilgisayar programı akış diyagramı görülmektedir. Burada  $A_D$  ve  $B_D$  matrisleri, parametre vektörünün kestirim değerleri ve diğer parametreler kullanılarak her bir kestirim anı için yeniden hesaplanır.  $z^{-1}$ , ayrık sistemde birinci dereceden geciktirme elemanıdır. Bu işlemlerin yürütülmesinde MATLAB programlama dili kullanılmıştır.



Şekil 11. Kestirim işleminin blok gösterimi



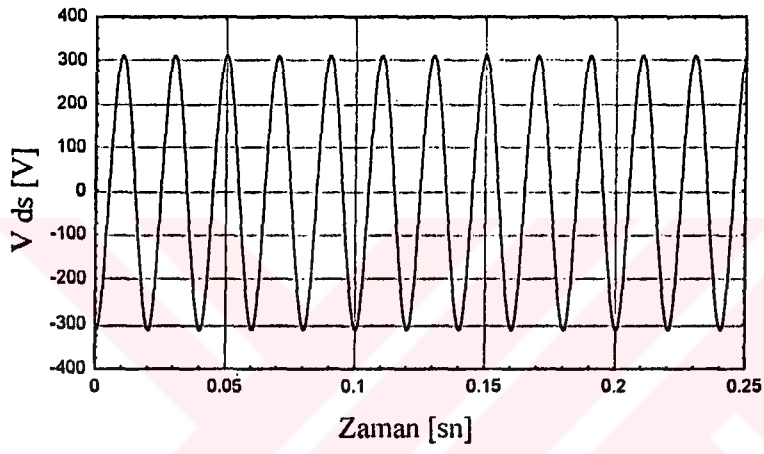
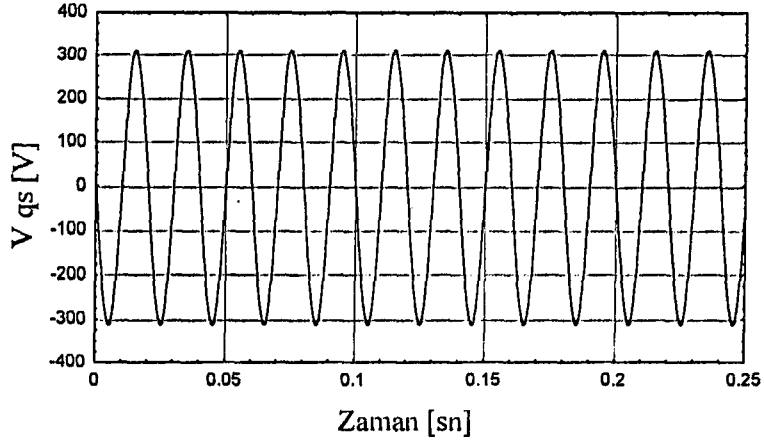
Şekil 12. Bilgisayar programı için akış diyagramı

### 3. BULGULAR VE TARTIŞMA

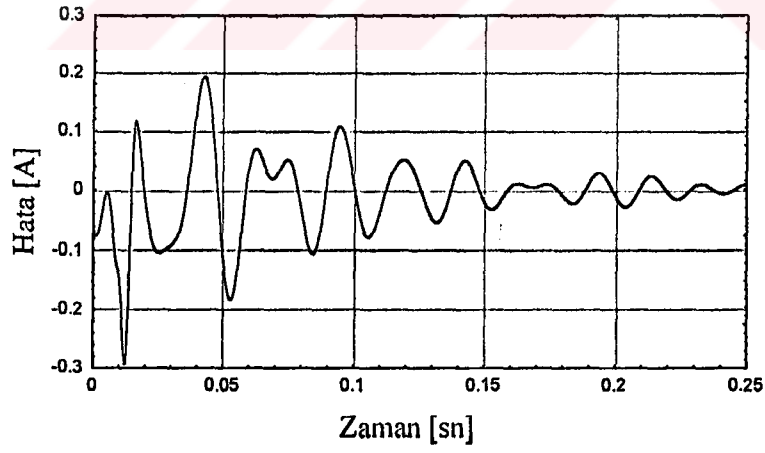
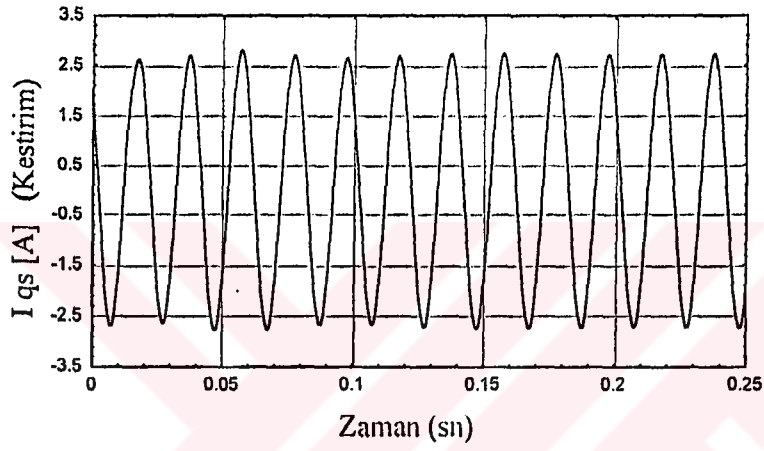
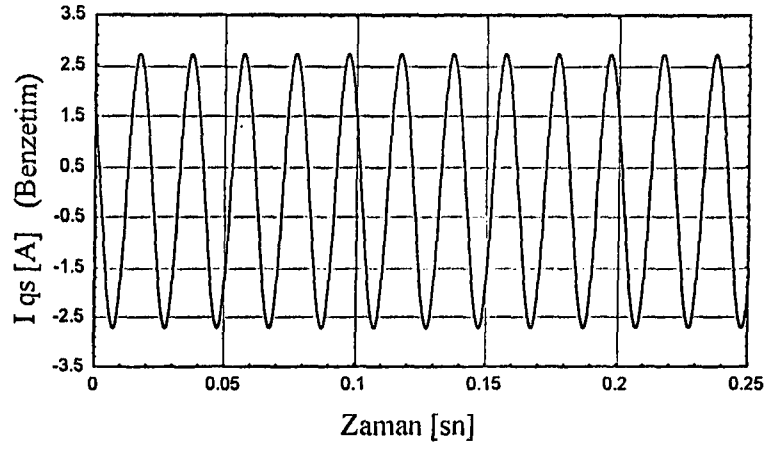
Kullanılan üç fazlı sincap kafesli endüksiyon motoruna ait tüm parametrelerin kararlı değerleri, boşa çalışma ve kilitli rotor deneyleri yapılarak hesaplanmıştır. Kalman filtreleme algoritması, başlangıç durum kestirimi  $\hat{x}(0)$ , kestirim hatalarının başlangıç kovaryans matrisi  $P(0)$  ile model ve ölçüm gürültülerinin istatistiksel tanımının ( $Q$  ve  $R$  kovaryans matrisleri) bilinmesini gerektirir. Başlangıç kestirim hatalarına ilişkin varyanslar gerçek değerlere ilişkin bilginin derecesini yansıtır. Bu varyanslar ne kadar büyük değerlerde olursa, başlangıç kestirimleri doğru değerlerden o kadar uzak demektir. Bunun sonucu olarak kestirim işleminin yakınsama hızı artar. Aşırı derecede yüksek başlangıç kestirimi hata varyansları atandığı takdirde, gerçek değerler civarında ıraksama problemleri veya büyük salınımlar meydana gelebilir. Kestirilen durum değişkenleri ve parametrelerin başlangıç kestirim değerleri gerçek değerlere yakın seçilmiş,  $Q$ ,  $R$  ve  $P(0)$  için aşağıdaki eşitliklerle ifade edilen değerler kullanılmıştır. Sinüzoidal besleme gerilimi için 10 KHz, altı adım ve PWM besleme gerilimleri için ise, 50 KHz örnekleme frekansı seçilmiştir. Çünkü altı adım ve PWM beslemeler, çok sayıda sinüzoidal bileşen içerirler ve daha yüksek örnekleme frekansı gerektirirler. Kestirici girişine, bu gerilimler ve akım değerleri ile kararlı durumdaki rotor açısal hız değeri uygulanmıştır. Bu şartlar altında, tüm besleme gerilimleri için Kalman filtreleme algoritması oldukça iyi performans göstermiştir. Elde edilen benzetim ve kestirim sonuçları, aşağıdaki şekillerde görülmektedir. Mıknatıslama endüktansı ( $M$ ) ve ters rotor zaman sabiti ( $\tau^{-1}$ ) parametrelerinin kararlı hal değerleri için, Ek 4 'de verilen motor parametreleri kullanılarak  $M=0.5842$  [H] ve  $\tau^{-1}=5.4112$  [ $\text{sn}^{-1}$ ] değerleri hesaplanmıştır.

$$P(0) = \begin{bmatrix} I_{4 \times 4} & 0_{4 \times 2} \\ 0_{2 \times 4} & \alpha I_{2 \times 2} \end{bmatrix}, \quad 10^4 \leq \alpha \leq 10^{10}$$

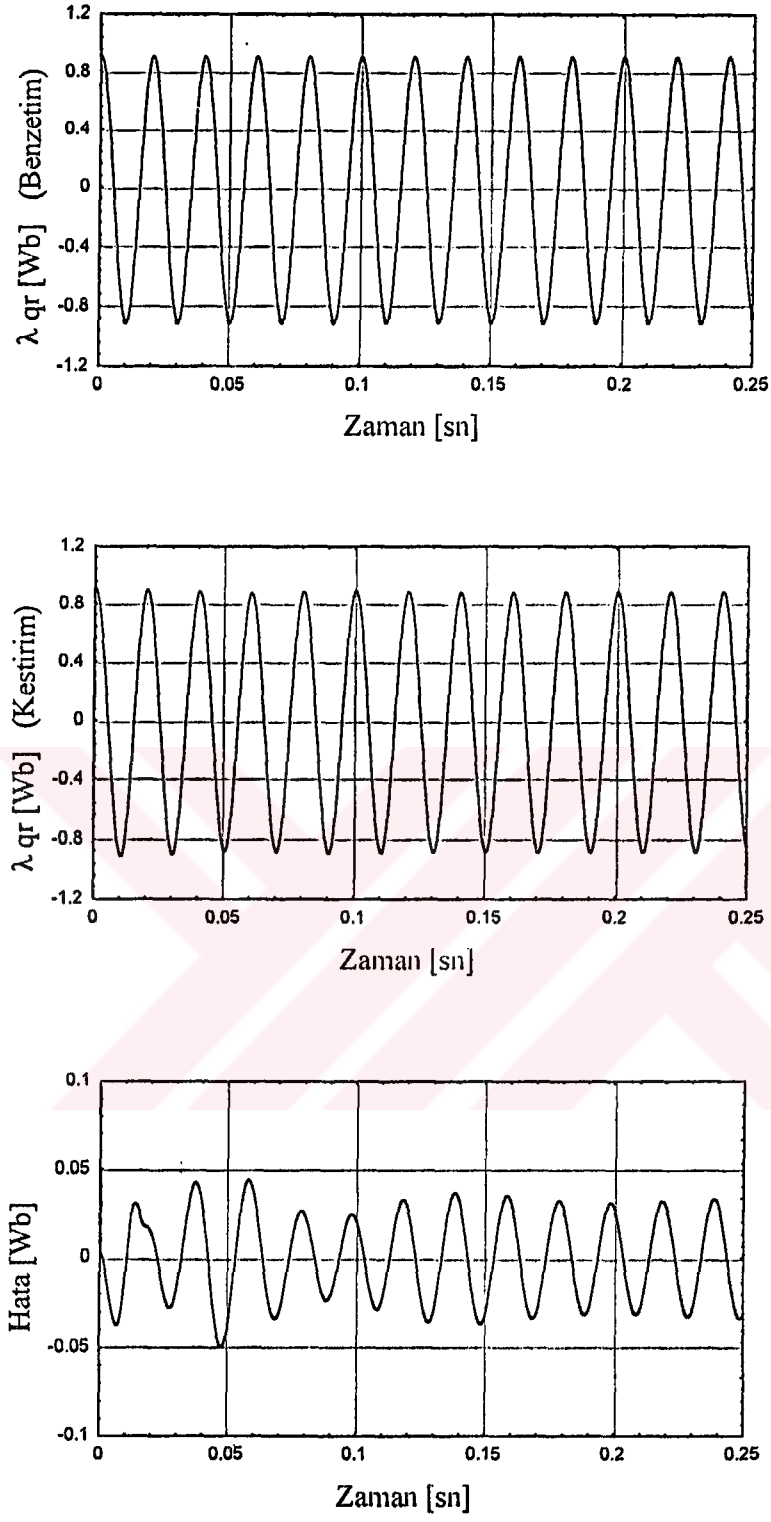
$$Q = \begin{bmatrix} 0.09 & 0 \\ 0 & 0.09 \end{bmatrix} \quad \text{ve} \quad R = \begin{bmatrix} 0.0002 & 0 \\ 0 & 0.0002 \end{bmatrix}$$



Şekil 13. d-q eksen sisteminde sinüzoidal besleme gerilimleri

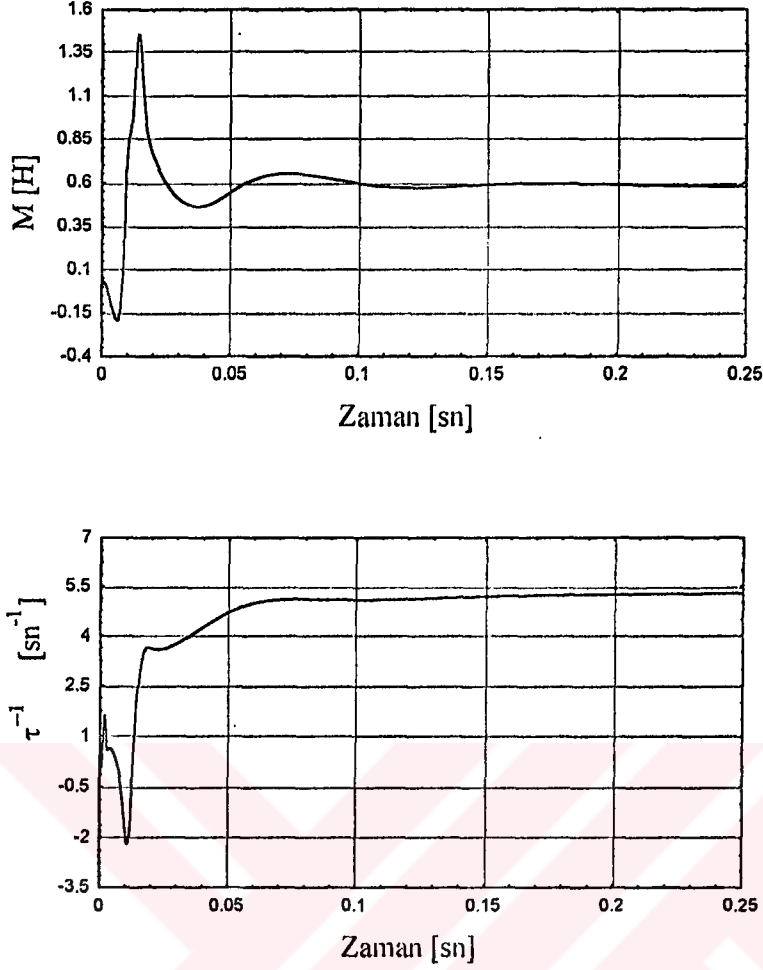


Şekil 14. Sinüzoidal besleme için stator akımı benzetim ve kestirim sonuçları



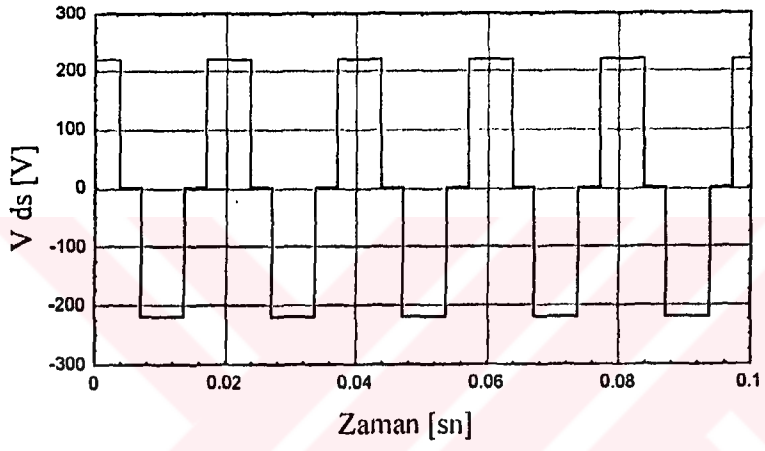
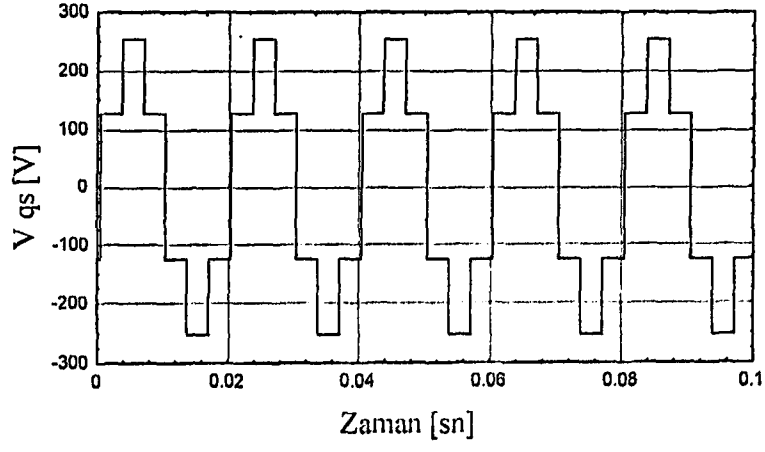
Şekil 15. Sinüzoidal besleme için rotor akısı benzetim ve kestirim sonuçları



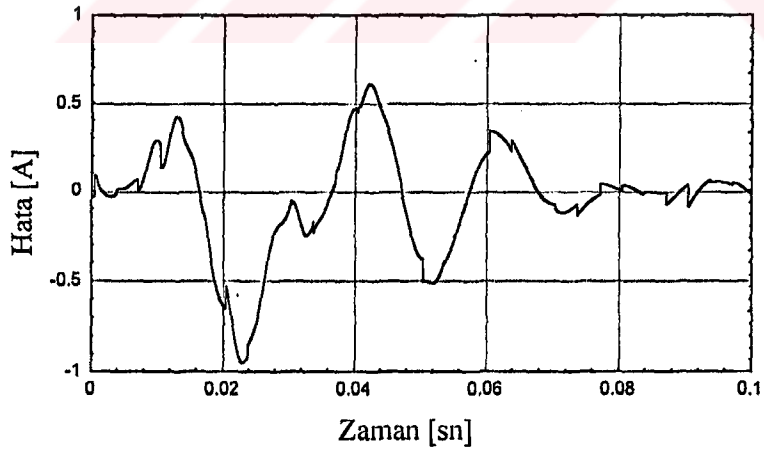
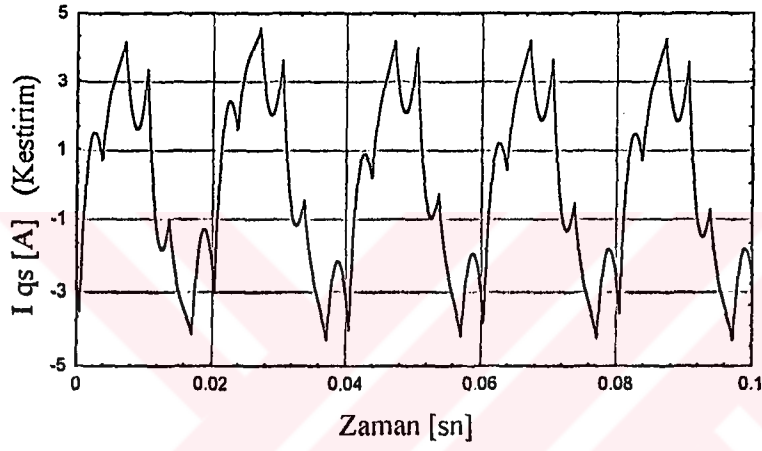
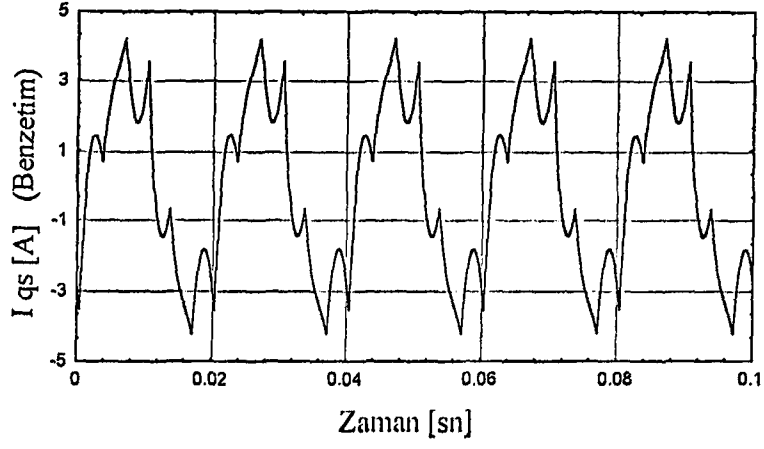


Şekil 16. Sinüzoidal besleme için parametre kestirim sonuçları

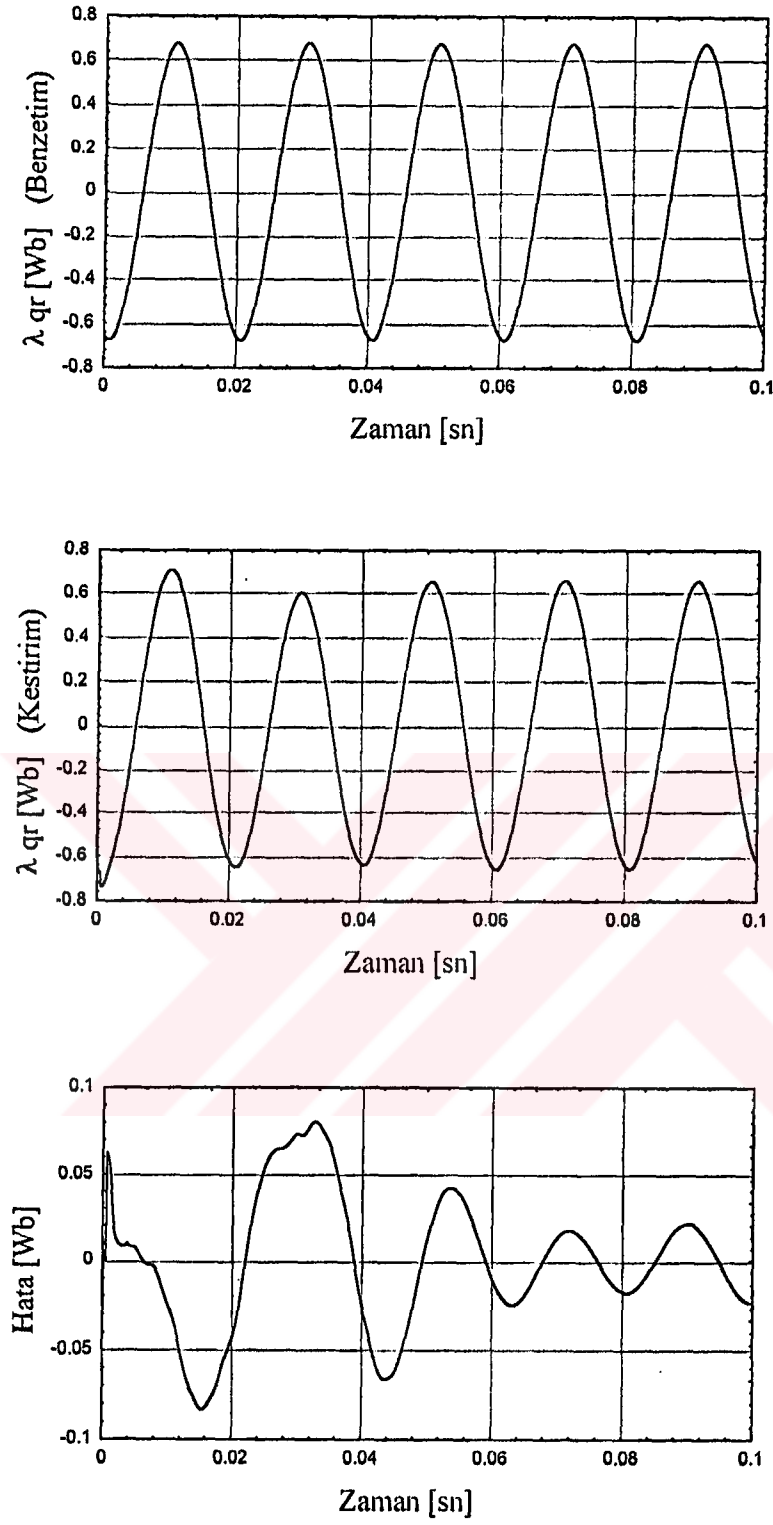
Sinüzoidal besleme ile elde edilen benzetim ve kestirim sonuçlarından görüldüğü gibi, kestirim sonuçları ile gerçek değerler arasındaki hata oldukça küçük (yaklaşık olarak %3) olup, 250 ms gibi kısa bir sürede yakınsama gerçekleşmiştir. Parametrelerin boştaki çalışma ve kilitli rotor deneyleri ile hesaplanan değerlerine ( $M=0.5842$  H ve  $\tau^{-1}=5.4112$  sn<sup>-1</sup>) daha iyi yakınsama gerçekleştiği gözlenmiştir. Parametreler için elde edilen son kestirim değerleri,  $M=0.5776$  H ve  $\tau^{-1}=5.284$  sn<sup>-1</sup> 'dir.



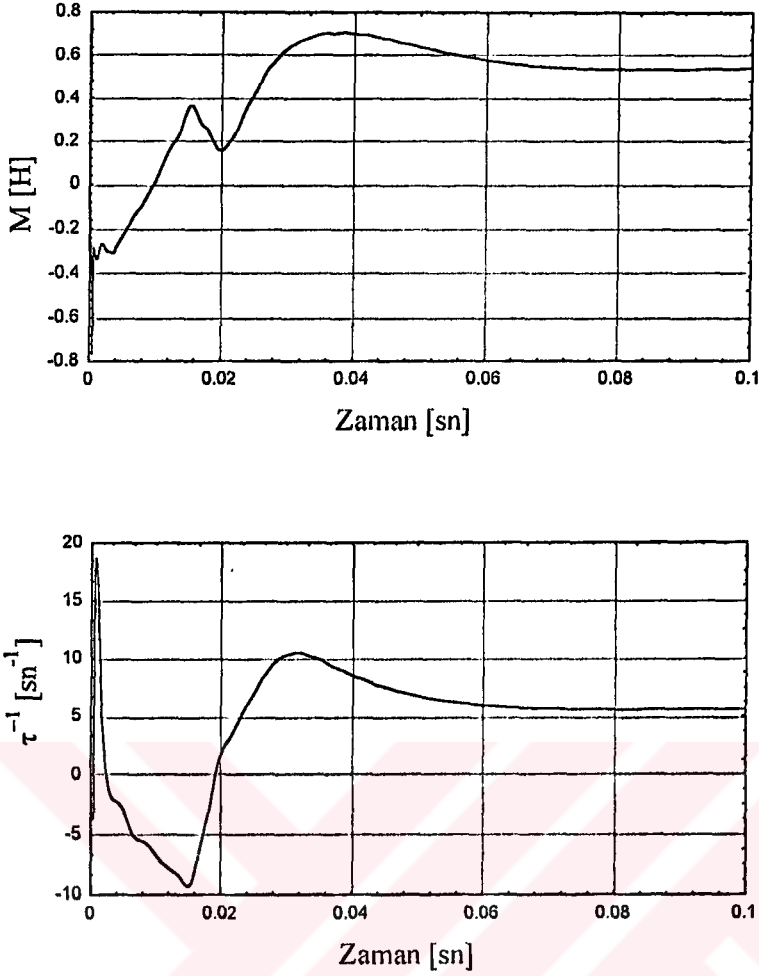
Şekil 17. d-q eksen sisteminde altı adımlı besleme gerilimleri



Şekil 18. Altı adımlı besleme için stator akımı benzetim ve kestirim sonuçları

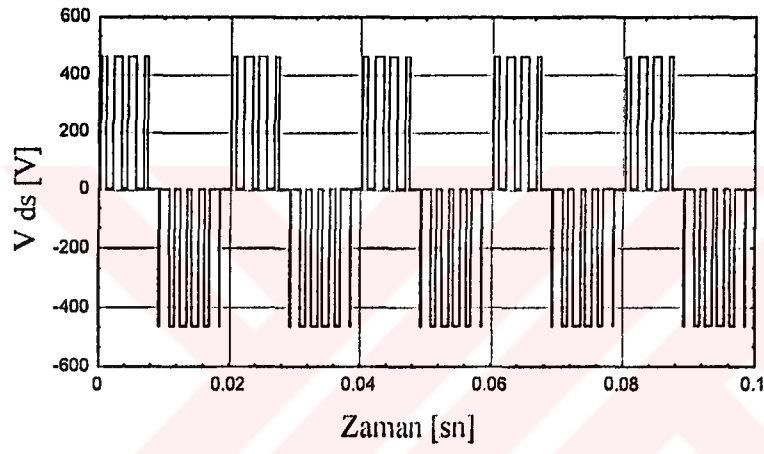
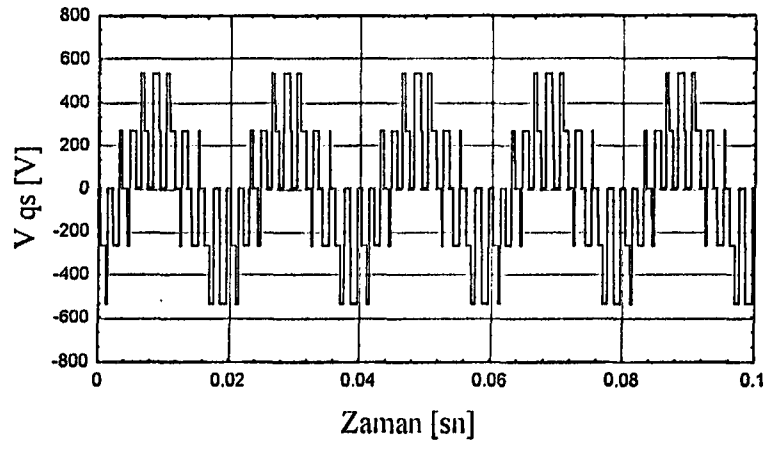


Şekil 19. Altı adımlı besleme için rotor akısı benzetim ve kestirim sonuçları

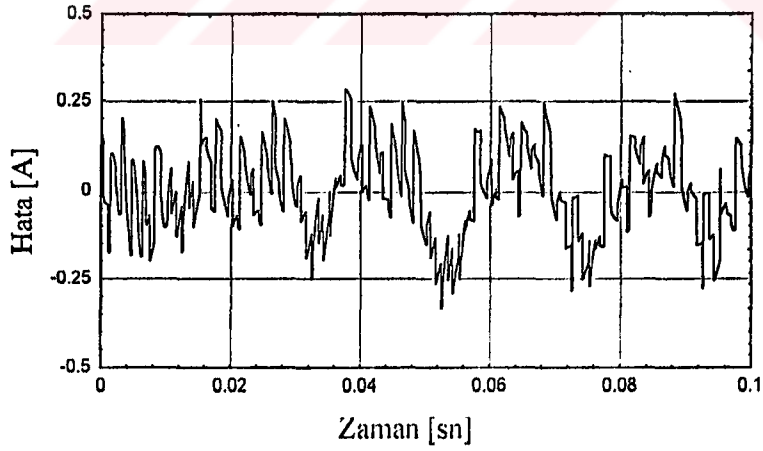
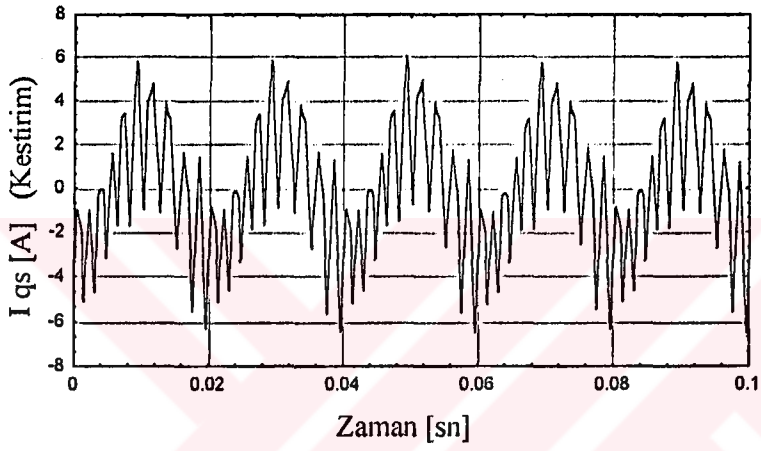
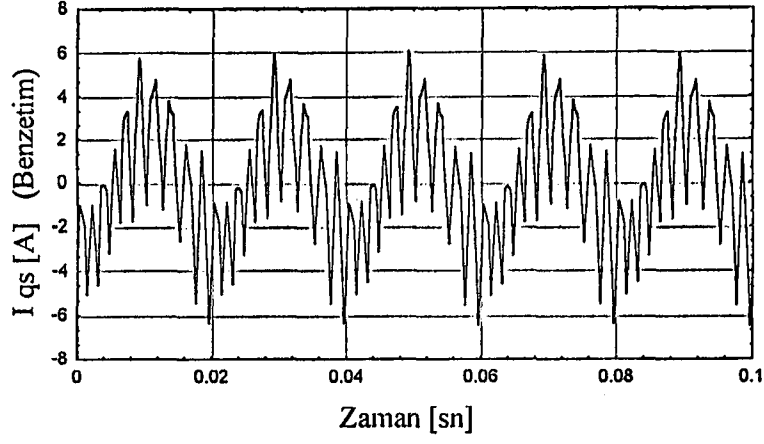


Şekil 20. Altı adımlı besleme için parametre kestirim sonuçları

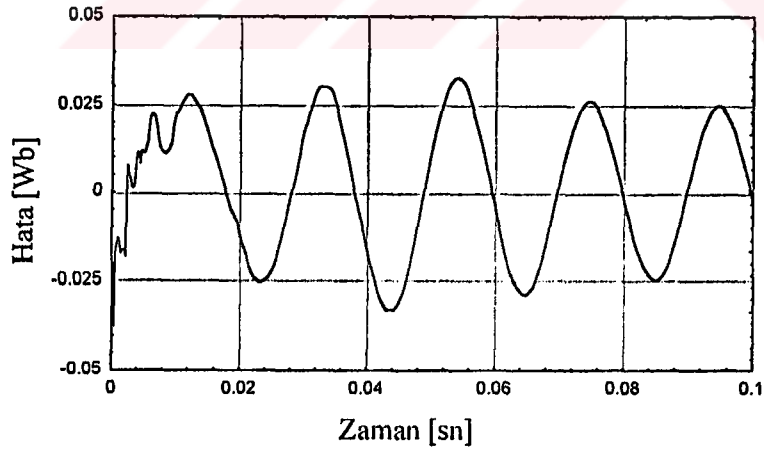
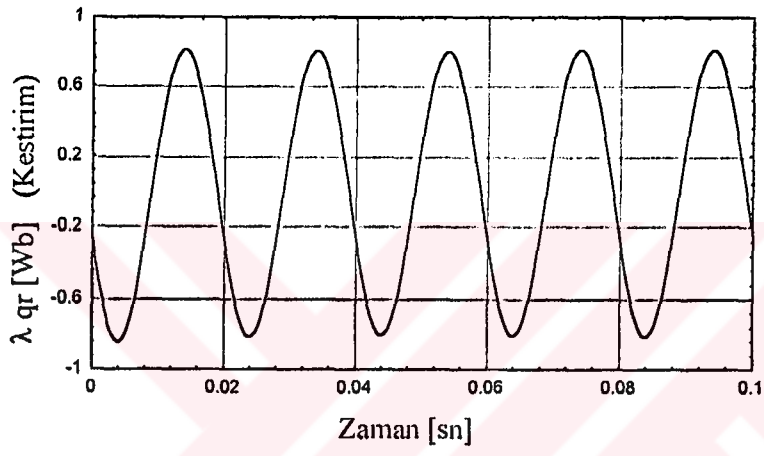
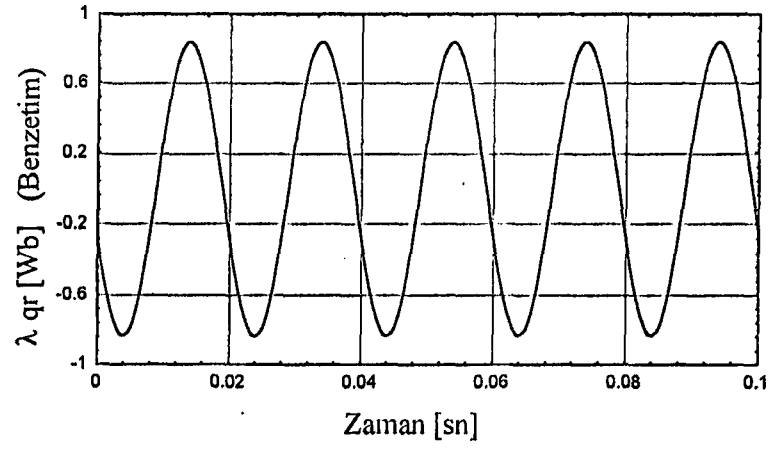
Altı adımlı besleme ile elde edilen kestirim sonuçları, sinüzoidal besleme ile elde edilen sonuçlara, hata yüzdesi açısından benzemektedir. Ancak daha yüksek örnekleme frekansı ile (50 Khz) yaklaşık 100 ms gibi oldukça kısa bir sürede yakınsama gerçekleşmiştir. Sonuçlardan görüleceği gibi, kestirim sürecinin birkaç periyot daha artırılması ile çok daha iyi yakınsama gerçekleşecektir. Parametreler için elde edilen son kestirim değerleri  $M=0.5423$  H ve  $\tau^{-1}=5.601$  sn<sup>-1</sup> 'dir.



Şekil 21. d-q eksen sisteminde PWM besleme gerilimleri

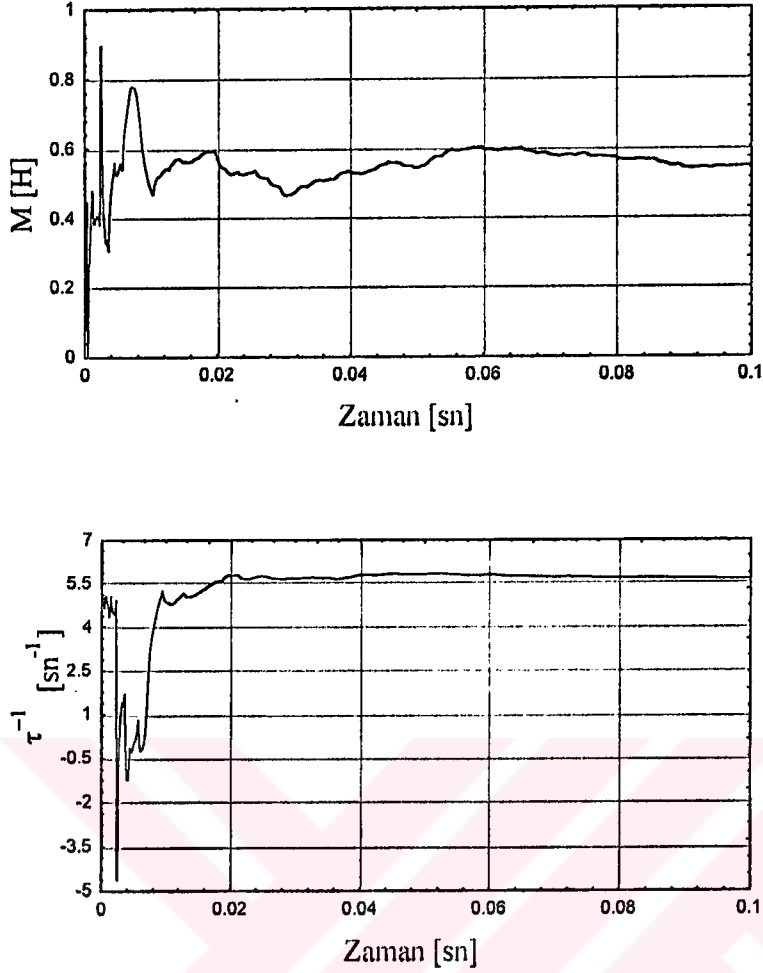


Şekil 22. PWM besleme için stator akımı benzetim ve kestirim sonuçları



Şekil 23. PWM besleme için rotor akısı benzetim ve kestirim sonuçları





Şekil 24. PWM besleme için parametre kestirim sonuçları

Şekillerden görüldüğü gibi, PWM besleme ile elde edilen kestirim sonuçları, altı adım besleme ile elde edilen sonuçlara göre, yüksek doğruluklu bir kestirim için, daha yüksek çalışma periyodu ve örnekleme frekansı gerektirmektedir. Bu şartlar altında, oldukça iyi yakınsama elde edileceği aşikardır. Ancak bu durumda hesaplama süresi artacaktır. Parametreler için elde edilen son kestirim değerleri  $M=0.5402$  H ve  $\tau^{-1}=5.629$  sn<sup>-1</sup> 'dir.

#### 4. SONUÇLAR

Endüksiyon motoruna ait durum deęişkenleri ve parametrelerin kestirimi için genişletilmiş Kalman filtreleme algoritması kullanımı, motora sinüzoidal, altı adım ve PWM beslemeler uygulanması durumunda oldukça iyi performansla sonuçlanmıştır. Yük altındaki çalışma koşullarında elde edilen parametre kestirimlerinin, bořta çalışma ve kilitli rotor deneyleri ile tanımlanan parametre deęerlerine, örnekleme frekansına baęlı olarak oldukça kısa sürede yakınsadığı gözlenmiştir.

Benzetim işleminde, dört adımlı runge-kutta yöntemi kullanılmıştır. Ancak bu yöntemde örnekleme adım aralığının gereęinden fazla küçük seçilmesi durumunda yuvarlatma hataları ortaya çıkmaktadır.

## 5. ÖNERİLER

Bu çalışmada, endüksiyon motoru benzetimi yapılırken motor kayıpları ihmal edilmiştir. Filtreleme algoritmasının kestirim performansını daha iyi bir şekilde değerlendirmek için, motor kayıplarını göz önüne alan bir motor modeli kullanılmalıdır.

Endüksiyon motorunun bir vektör kontrol düzeneğinde kullanılabilmesi için, önerilen algoritma ile durum değişkenleri ve parametre kestirimleri gerçek zamanlı (on-line) yapılmalıdır. Ayrıca, değişkenlerin ve parametrelerin sıcaklıkla değişimi incelenmelidir. Bu doğrultuda, endüksiyon motorunun termal analizi için geliştirilecek bir model, kestirim algoritması için kullanılabilir.



## 6. KAYNAKLAR

1. Iwasaki, T. and Kataoka, T., Application of an Extended Kalman Filter to Parameter Identification of an Induction Motor, *IEEE* (1989) 248-253
2. Dell'Aquila, A., Papa, S., Salvatore, L. and Stasi, S., A Delayed State Kalman Filter for On-Line Estimation of Induction Motor Parameters and Rotor Flux Space Vektor Position, *IEEE* (1996) 269-273
3. Akbaba, M., Taleb, M., Rumeli, A., Improved Estimation of Induction Machine Parameters, *Electric Power System Research*, 34 (1995) 65-73
4. Williams, B.W., Green, T.C., Steady-State Control of An Induction Motor by Estimation of Stator Flux Magnitude, *IEE Proceedings-B*, Vol. 138, No. 2, March (1991) 69-73
5. Soliman, A.S. and Christensen, G.S., Modelling of Induction Motors from Standstill Frequency Response Tests and A Parameter Estimation Algorithm, *Electric Machines and Power Systems*, 20 (1992) 123-136
6. Czernek, K., Koczara, W., Szulc, Z., Determination of Angular Velocity, Magnetic Fluxes and Phase Resistances of A Squirrel Cage Motor on The Basis of Real Time Measurement of Stator Voltages and Currents, Elsevier Science Publishers (North Holland) IFIP, (1989) 503-511
7. Valouch, V., Adaptation of Optimal Control of Induction Machine to Changes in Rotor Resistance, *Acta Technica Csav*, No. 6, (1988) 682-695
8. Bayındır, N.S., Oranç, T., Narlı, E., Compensation for Rotor Resistance Variation in Indirect Vektor Control, *ACEMP Conference Office*, (1991) 108-112
9. Kim, K.Y., Lee, T.K., Hyun, D.S., Speed Sensorless Vektor Control of Induction Motor Using MRAS, *ACEMP Conference Office*, (1991) 78-82
10. Consoli, A., Fortuna, L., Gallo, A., Induction Motor Identification by A Microcomputer-Based Structure, *IEEE Transactions on Industrial Electronics* Vol. 34, No 4, November (1987) 422-428

11. Chai, H., Acarnley, P.P., Induction Motor Parameter Estimation Algorithm Using Spectral Analysis, IEE Proceedings-B, Vol. 139, No. 3, May (1992) 165-174
12. Orłowska, T., Dynamical Properties of Fast State Observer for Current-Fed Induction Motor, Electric Machines and Power Systems, 14 (1988) 151-162
13. Verghese, G.C. and Sanders, S.R., Observers for Flux Estimation in Induction Machines, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 35, No. 1, February (1989) 85-94
14. Atkinson, D.J., Finch, J.W., Acarnley, P.P., Estimation of Rotor Resistance in Induction Motors, IEE Proceedings, Vol. 143, No. 1, January (1996) 87-94
15. Loukil, I., Gossa, M., Chaari, A., Jemli, M., Jarray, K., Boussak, M., Induction Machine Parameters and State Estimation using Kalman Filter Approach, IEEE (1996) 265-268
16. El-Fattah, Y. M., Recursive Self-Tuning Algorithm for Adaptive Kalman Filtering, IEE Proceedings, Vol. 130, Pt. D, No. 6, November (1983) 341-344
17. Bozic, S.M., Digital and Kalman Filtering, Unwin Brothers Ltd., London, 1979
18. Mendel, J., Lessons in Digital Estimation Theory, Prentice-Hall Ltd., New Jersey, 1986
19. Bard, Y., Nonlinear Parameter Estimation, Academic Press, New York and London, 1974
20. Sarioğlu, K., Asenkron Makinalar, Çağlayan Basımevi, İstanbul, 1983
21. Krause, P.C., Analysis of Electric Machinery, McGraw-Hill Book Co., 1987
22. Sorenson, H., Kalman Filtering: Theory and Application, IEEE Press, New York, 1985

## 7. EKLER

### 7.1. Ek 1. Yinelemeli Filtre için Ortalama Kare Hatası

$$e = \hat{x} - x = -a^m x + (1-a) \sum_{i=1}^m a^{m-i} v(i)$$

$$P_e = E(e^2) = E[-a^m x + (1-a) \sum_{i=1}^m a^{m-i} v(i)]^2 = a^{2m} E(x^2) + (1-a)^2 E[\sum_{i=1}^m a^{m-i} v(i)]^2$$

Burada,  $x$  ve  $v(i)$  ilişkisiz oldukları için,  $E[xv(i)] = 0$  olduğu göz önüne alınmıştır. Ayrıca,

$$P_e = a^{2m} S + (1-a)^2 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a^{m-i} a^{m-j} \sigma_v^2 \delta_{ij}$$

Burada,  $\sigma_v^2 \delta_{ij} = E[v(i)v(j)]$ ,  $S = E(x^2)$  ve sadece  $i=j$  için  $\delta_{ij} = 1$ . Böylece,

$$P_e = a^{2m} S + (1-a)^2 \sigma_v^2 \sum_{i=1}^m (a^{m-i})^2 = a^{2m} S + (1-a)^2 \sigma_v^2 [a^{2(m-1)} + a^{2(m-2)} + \dots + a^2 + 1]$$

Köşeli parantez içindeki terimler, bir geometrik diziyi gösterdiğinden,

$$P_e = a^{2m} S + [(1-a)(1-a^{2m})/(1+a)] \sigma_v^2 \text{ elde edilir.}$$

## 7.2. Ek 2. $a(k)$ ve $b(k)$ Arasındaki İlişki

$E[e(k) \hat{x}(k-1)] = 0$  ,  $e(k) = \hat{x}(k) - x(k)$  olup,  $x(k)$  için (20) ve  $y(k)$  için (19) eşitlikleri kullanılırsa,

$$E\{[a(k) \hat{x}(k-1) + b(k)y(k) - x(k)] \hat{x}(k-1)\} = 0$$

$$E\{[a(k)[\hat{x}(k-1) - x(k-1)] + a(k)x(k-1)] \hat{x}(k-1)\} = E\{[x(k) - b(k)y(k)] \hat{x}(k-1)\}$$

$$a(k)E[e(k-1) \hat{x}(k-1) + x(k-1) \hat{x}(k-1)] = E\{[x(k)[1 - cb(k)] - b(k)v(k)] \hat{x}(k-1)\}$$

Burada  $E[e(k-1) \hat{x}(k-1)] = 0$  ve  $E[v(k) \hat{x}(k-1)] = 0$  olup,

$$a(k)E[x(k-1) \hat{x}(k-1)] = [1 - cb(k)]E[x(k) \hat{x}(k-1)]$$

$x(k) = ax(k-1) + w(k-1)$  ve  $E[w(k-1) \hat{x}(k-1)] = 0$  olduğu göz önüne alınırsa,

$$a(k)E[x(k-1) \hat{x}(k-1)] = a[1 - cb(k)]E[x(k-1) \hat{x}(k-1)]$$

$a(k) = a[1 - cb(k)]$  elde edilir.

### 7.3. Ek 3. b(k) ve p(k)'nın Hesaplanması

b(k)'yi belirlemek için (13) ve (22) eşitlikleri kullanılır.

$$p(k) = E[e^2(k)] = E\{e(k)[\hat{x}(k) - x(k)]\}$$

(20) ve (22) eşitlikleri kullanıldığında,  $p(k) = -E[e(k)x(k)]$

(19) ve (22) eşitliklerinden yola çıkılarak,  $c E[e(k)x(k)] = -E[e(k)v(k)]$

Böylece ortalama kare hatası,  $p(k) = (1/c)E[e(k)v(k)]$

$e(k) = \hat{x}(k) - x(k)$ ,  $E[\hat{x}(k-1)v(k)] = E[x(k)v(k)] = 0$  ve (20) eşitlikleri kullanılırsa,

$$p(k) = (1/c)b(k)E[y(k)v(k)] = (1/c)b(k)\sigma_v^2 \text{ olup, } b(k) = cp(k)\sigma_v^2$$

(24) eşitliği kullanılarak,  $p(k) = E[\hat{x}(k) - x(k)]^2 = E\{a\hat{x}(k-1) + b(k)[y(k) - ac\hat{x}(k-1)] - x(k)\}^2$

(18) ve (19) eşitliklerinden yola çıkılarak,

$$p(k) = E\{a[1 - cb(k)]e(k-1) - [1 - cb(k)]w(k-1) + b(k)v(k)\}^2$$

$e(k-1)$ ,  $w(k-1)$  ve  $v(k)$  birbirlerinden bağımsız olduklarından,

$$p(k) = a^2[1 - cb(k)]^2 p(k-1) + [1 - cb(k)]^2 \sigma_w^2 + b^2(k)\sigma_v^2$$

Burada,  $p(k-1) = E[e^2(k-1)]$ ,  $\sigma_w^2 = E[w^2(k-1)]$  ve  $\sigma_v^2 = E[v^2(k)]$ .

$p(k) = b(k)\sigma_v^2/c$  eşitliği kullanılarak,  $b(k)\{\sigma_v^2 + c^2[a^2 p(k-1) + \sigma_w^2]\} = c[a^2 p(k-1) + \sigma_w^2]$

elde edilir.



#### 7.4. Ek 4. Benzetim ve Kestirim İin Kullanılan Motor Parametreleri

$$P_N = 1.1 \text{ [Kws]} , f = 50 \text{ [Hz]} , \text{ift kutup sayısı: } p = 2$$

$$T_L = 3 \text{ [Nmsn}^2\text{]} , J = 0.00364 \text{ [Nmsn}^2\text{]}$$

$$R_S = 7.5 \text{ } \Omega , R_R = 3.348 \text{ } \Omega , X_{L,s} = X_{L,r} = 5.488 \text{ } \Omega , X_{l_0} = 188.786 \text{ } \Omega$$



## 8. ÖZGEÇMİŞ

Atakan Abuşođlu 1973 yılında Erzurum'da doğdu. 1990 yılında Erzurum Atatürk Endüstri Meslek Lisesi Elektronik Bölümünden ve 1994 yılında Trabzon Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliđi Bölümünden Elektronik Mühendisi ünvanıyla mezun oldu. 1994 yılında Erzurum Atatürk Üniversitesi Elektronik ve Haberleşme Mühendisliđi Bölümünde araştırma görevliliđine ve Trabzon Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü bünyesinde yüksek lisans öğrenimine hak kazandı. 1996 ve 1997 yıllarında, 4. ve 5. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayları ile 1997 yılında Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliđi 7. Ulusal Kongresinde bildiri sunmak üzere, Erzurum Atatürk Üniversitesi tarafından görevlendirildi. Halen, sözü edilen ünivesitelerdeki çalışmalarını sürdürmektedir ve İngilizce bilmektedir.