

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ASENKRON MOTORLARIN ALGILAYICISIZ KONTROLÜ İÇİN
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE HIZ VE KONUM TAHMİNİ**

Ahmet ÖZMEN

Tez Yöneticisi:
Doç. Dr. Muammer GÖKBULUT

YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK-BİLGİSAYAR EĞİTİMİ ANABİLİM DALI

ELAZIĞ, 2006

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ASENKRON MOTORLARIN ALGILAYICISIZ KONTROLÜ İÇİN
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE HIZ VE KONUM TAHMİNİ**

Ahmet ÖZMEN

Yüksek Lisans Tezi
Elektronik-Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı

Bu tez, tarihinde aşağıda belirtilen jüri tarafından oybirliği /oyçokluğu ile başarılı / başarısız olarak değerlendirilmiştir.

Danışman: Doç. Dr. Muammer GÖKBULUT

Üye: Yrd. Doç. Dr. Servet TUNCER

Üye: Yrd. Doç. Dr. Selçuk YILDIRIM

Bu tezin kabulü, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/...../..... tarih ve sayılı kararıyla onaylanmıştır.

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın hazırlanmasında çok büyük yardımlarını gördüğüm danışman hocam, Sayın Doç. Dr. Muammer GÖKBULUT' a, zamanını benden esirgemeyen Sayın Öğr. Gör. Cafer BAL' a ve Sayın Öğr. Gör. Beşir DANDİL'e can dostlarım Koray ŞAHİN ve Şükrü TAŞKAFA' ya ve bugünlere gelmemde en büyük destekçim olan aileme teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	
İÇİNDEKİLER.....	I
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	III
ÇİZELGELER (TABLOLAR) LİSTESİ.....	V
SİMGELER LİSTESİ.....	VI
KISALTMALAR LİSTESİ.....	VIII
ÖZET.....	IX
ABSTRACT.....	X
1. GİRİŞ.....	1
2. ASENKRON MOTORLAR VE HIZ / KONUM KONTROL YÖNTEMLERİ...	3
2.1. Performans Karakteristikleri	4
2.2. Asenkron Motorun Dinamikleri.....	5
2.3. Asenkron Motorun Matematiksel Modelinin Teorisi	5
2.4. Geleneksel AC Sürme Yöntemleri.....	6
2.5. Alan Yönlendirmeli Vektör Denetim.....	7
2.6. Uzay Vektör Belirleme ve İzdüşümü.....	8
2.6.1. Clarke Dönüşümü.....	9
2.6.2. Park Dönüşümü.....	9
2.7. Asenkron Motorun Senkron Referans Çatı (d-q) Dinamik Modeli.....	11
2.8. Asenkron Motorun Duran Referans Çatı (α - β) Dinamik Modeli.....	13
2.9. Asenkron Motorun Vektör Denetimi	14
2.10. Algılayıcısız Kontrol Yöntemleri.....	16
2.10.1. Stator Modeli Tabanlı Rotor Akısı Yönlendirme.....	16
2.10.2. Kalman Filtresi Tabanlı Rotor Akı Gözlemleyicisi	16
2.10.3. Zıt EMK (Elektromanyetik Kuvvet) Tabanlı Kestirim	17
2.10.4. Kayma Mod Kontrol Tabanlı Rotor Akı Gözlemleyicisi.....	17
2.10.5. Adaptif Hız Akı Gözlemleyicisi (Luenberger Gözlemleyici)	17
3. DENETİM SİSTEMLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI.....	22
3.1. Yapay Sinir Ağlarının Kullanımının Sebepleri.....	22

3.2.	Yapay Sinir Ağlarının Uygulamadaki Dezavantajları.....	
3.3.	Sinir Ağlarının Biyolojik Yapısı.....	23
3.4.	Yapay Sinir Ağının Tanımı ve Modeli.....	24
3.5.	Yapay Sinir Ağlarının Temel Özellikleri.....	26
3.6.	Yapay Sinir Ağlarının Yapıları ve Çeşitleri.....	28
3.6.1.	İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (İBYSA)	28
3.6.2.	Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (GBYSA)	29
3.6.2.1.	Yöresel Geri Küresel İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (YGKİ)	30
3.7.	Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme ve Öğrenme Algoritmaları.....	31
3.8.	Yapay Sinir Ağları ile Sistem Tanılama.....	34
3.8.1.	Sistem Tanıma Aşamaları.....	34
3.8.2.	Düz Modelleme.....	35
3.8.3.	Ters Modelleme.....	36
3.9.	Yapay Sinir Ağları ile Sistemlerin Denetimi.....	37
3.9.1.	Doğrudan Uyarlamalı Denetim.....	38
3.9.2.	Dolaylı Uyarlamalı Denetim.....	38
3.9.3.	Model Referans Uyarlamalı Denetim.....	39
3.10.	Yapay Sinir Ağları ile Asenkron Motor Hız/ Konum Tahmini Üzerine Yapılan Çalışmalar	40
4.	ASENKRON MOTORLARIN YAPAY SİNİR AĞI (YSA) İLE ALGILAYICISIZ HIZ KONTROLÜ.....	45
4.1.	Asenkron Motorlarda Yapay Sinir Ağı (YSA) ile Hız/Konum Tahmini.....	46
4.2.	Asenkron Motorun Ayrık Zaman dq ve $\alpha\beta$ Modelleri.....	47
4.3.	Asenkron Motorlar için Hız Gözlemleyici Yapay Sinir Ağı Yapısı.....	49
4.4.	Yapay Sinir Ağının Eğitimi.....	50
4.5.	Eğitilmiş Yapay Sinir Ağıyla Hız Tahmininin Matlab/Simulink ile Gerçekleştirilmesi	56
5.	SİMULASYON SONUÇLARI.....	59
6.	SONUÇLAR.....	66
	KAYNAKLAR.....	67
	ÖZGEÇMİŞ.....	70

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1 Çok fazlı bir asenkron motor için hız-moment ve hız-akım eğrileri	4
Şekil 2.2 Stator akım uzay vektörü ve (a-b-c)' deki bileşeni	8
Şekil 2.3 Stator akım uzay vektörü ve (α - β)' daki bileşeni	9
Şekil 2.4 Stator akımının uzay vektörü ve (α - β)' da ve d - q dönen referans çerçevesindeki Bileşeni	9
Şekil 2.5 Vektör denetimli bir ASM' de algılayıcısız hız kontrol bloğu.....	15
Şekil 2.6 MRAS tabanlı hız tahmin blok diyagramı.....	21
Şekil 3.1 Biyolojik sinir hücresi.....	23
Şekil 3.2 Doğrusal yapay sinir hücresi.....	24
Şekil 3.3 Aktivasyon fonksiyonları.....	26
Şekil 3.4 İleri beslemeli 3 katmanlı YSA.	29
Şekil 3.5 Geri Beslemeli İki Katmanlı YSA.....	30
Şekil 3.6 YGKI yapay sinir ağı.....	31
Şekil-3.7 Doğrusal olmayan hücre modeli ve bir problemi öğrenme olayı	32
Şekil 3.8 Sistem tanılama.....	34
Şekil 3.9 Yapay sinir ağı ile düz modelleme (NARX model).....	35
Şekil 3.10 Yapay sinir ağı ile ters modelleme (NOE model).....	35
Şekil 3.11 Yapay sinir ağı ile ters modelleme.....	36
Şekil 3.12 Yapay sinir ağı ile özelleştirilmiş ters modelleme.....	36
Şekil 3.13 Doğrudan Uyarlamalı Denetim.....	38
Şekil 3.14 Dolaylı Uyarlamalı Denetim.....	39
Şekil 3.15 Dolaylı Model Referans Uyarlamalı Denetim.....	40
Şekil 3.16 Yapay sinir ağı ile hız oluşturma blok diyagramı.....	41
Şekil 3.17 İki katmanlı yapay sinir ağı yapısı.....	42
Şekil 3.18 Yapay sinir ağı ile hız tahmin bloğu.....	43
Şekil 3.19 Asenkron motorun Elman YSA ile vektör kontrol bloğu.....	44
Şekil 4.1 Vektör denetimli bir ASM' de YSA ile hız/konum tahmin bloğu.....	46
Şekil 4.2 Geri beslemeli yapay sinir ağ yapısı sinyal akış şeması	49
Şekil 4.3 Program akış şeması.....	51
Şekil 4.4 YSA gözleyicili ASM' nin hız kontrol sistemi simulink diyagramı.....	57
Şekil 4.5 Geri beslemeli yapay sinir ağı simulink bloğu.....	58

Şekil 5.1 Tahmin edilen hız ve motor hızı	59
Şekil 5.2 Tahmin edilen konum ve motor konumu	60
Şekil 5.3 Motorun elektriksel momenti (M_e).....	60
Şekil 5.4 YSA' dan elde edilen stator akımı ve motor stator akımı α - bileşeni.....	61
Şekil 5.5 YSA' dan elde edilen stator akımı ve motor stator akımı β - bileşeni.....	61
Şekil 5.6 YSA' dan elde edilen rotor akısı ve motor rotor akısı α - bileşeni.....	62
Şekil 5.7 YSA' dan elde edilen rotor akısı ve motor rotor akısı β - bileşeni.....	62
Şekil 5.8 Tahmin edilen hız ve motor hızı.....	63
Şekil 5.9 Tahmin edilen hız ve motor hızı.....	63
Şekil 5.10 Tahmin edilen hız ve motor hızı.....	64
Şekil 5.11 Tahmin edilen hız ve motor hızı.....	64
Şekil 5.12 Tahmin edilen hız ve motor hızı.....	65

TABLO LİSTESİ

Tablo	Sayfa
Tablo 2.1 Dönüşümler tablosu.....	10

SİMGELER LİSTESİ

s	Kayma	
ω_r	Rotorun açısal hızı	Rad/s
ω_e	Elektriksel açısal hız	Rad/s
T_M	Maksimum moment	N.m
T_B	Kilitli rotor momentı	N.m
T_{TM}	Nominal tam yük momentı	N.m
i_a, i_b, i_c	Stator fazındaki ani akımlar	A
i_s	Stator akım vektörü	A
$i_{sa}, i_{s\beta}$	$\alpha\beta$ akımları	A
i_{sd}, i_{sq}	dq akımları	A
R_r	Rotor direnci	Ω
R_s	Stator direnci	Ω
L_r	Rotor endüktansı	H
L_s	Stator endüktansı	H
L_m	Ortak endüktans	H
S	Laplace işlemcisi	
P	Kutup sayısı	
J	Eylemsizlik sabiti	Kg.m ²
f_v	Sürtünme katsayısı	N.m.s
$v_{sa}, v_{s\beta}$	Stator $\alpha\beta$ gerilimleri	V
$v_{rd}, v_{rq}, v_{sd}, v_{sq}$	Rotor ve Stator dq gerilimleri	V
$\psi_{sa}, \psi_{s\beta}$	Stator $\alpha\beta$ akı halkalanmaları	Weber
$\psi_{rd}, \psi_{rq}, \psi_{sa}, \psi_{s\beta}$	Rotor ve stator dq akı halkalanmaları	Weber
$\psi_{ma}, \psi_{m\beta}$	Hava aralığı akı halkalanmaları	Weber
P_g	Rotor ve Stator sargılarının anlık gücü	
T_e	Elektriksel moment	N.m
T_L	Yük momentı	N.m
I_d^*, I_q^*	Referans dq akımları	A
V_d, V_q	Referans dq gerilimleri	V
ω_r^*	Referans açısal hız	Rad/s
θ_e	Elektriksel konum	
X	YSA girişleri	
W	YSA ağırlıkları	
b	YSA polarma ağırlıkları	

V	YSA net girişleri
φ	Sigmoid fonksiyonu
O	YSA gizli katman hücre çıkışları
Y	YSA çıkışı
E	Performans kriteri
e	Hata

KISALTMALAR LİSTESİ

YSA	: Yapay Sinir Ağları
ASM	: Asenkron Motor

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

ASENKRON MOTORLARIN ALGILAYICISIZ KONTROLÜ İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE HIZ VE KONUM TAHMİNİ

Ahmet ÖZMEN

Fırat Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı

2006, Sayfa: 69

Asenkron motorların hız kontrolü için gerekli olan hız ve konum bilgisi, motor miline yerleştirilen mekanik algılayıcılardan elde edilir. Bu algılayıcıların, motorun hız kontrol sistemine ayrı bir maliyet getirmesi ve mekanik zorlamalarla arıza riskinin fazla olması gibi nedenlerle motorun akım ve gerilim bilgilerinden yararlanarak motor hızını ve konumunu tahmin eden bir gözlemleyiciye ihtiyaç duyulur. Motorun hız ve konum bilgisi doğrudan motorun hız ve vektör kontrol performansını da etkilediğinden yük ve parametre değişimlerine karşı dayanıklı bir gözlemleyici geliştirmek zorunlu olmaktadır.

Bu tez çalışmasında, asenkron motorların algılayıcısız kontrolü için yapay sinir ağları (YSA) ile motor hızını tahmin eden bir gözlemleyici önerilmiştir. YSA gözlemleyici, motorun gerçek akımları ile motor gerilimlerini ölçerek motor akımlarını ve akılarını belirlemeyi, akım ve akı hatalarından yararlanarak motor hızını tahmin etmeyi amaçlamaktadır. YSA' nın yapısı ve başlangıç ağırlık değerleri motor modelinden yararlanarak belirlenmiştir. Parametre değişimleri altında YSA' nın eğitimi, akım hataları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Eğitilmiş YSA gözlemleyici kullanılarak asenkron motorun algılayıcısız hız kontrol sisteminin MATLAB-Simulink de benzetimi yapılmıştır. Yük ve parametre değişimleri altında asenkron motorun YSA ile algılayıcısız hız kontrolünden elde edilen benzetim sonuçları sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Asenkron motorlar, algılayıcısız hız kontrolü, yapay sinir ağları, hız gözlemleyici.

ABSTRACT

Master Thesis

SPEED AND POSITION ESTIMATION FOR THE SPEED SENSORLESS CONTROL OF INDUCTION MOTORS USING NEURAL NETWORK

Ahmet ÖZMEN

Firat University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electronics and Computer Education

2006, Page : 69

Speed and position information of induction motors are obtained from the mechanical sensor mounted on the motor shaft, which is required for the speed control of the motor. These sensors have an important effect on the motor cost and, due to the mechanical strengths they increase the risk of the motor failure. Therefore, a speed observer, which estimates the motor speed using the motor current and voltages, is required for the speed control of induction motors. Since the motor speed and position information have an important effect on the speed and vector control performance, a robust observer should be designed under the load and parameter variations.

In this thesis, a neural network (NN) speed observer is presented for the sensorless speed control of induction motors. It is aimed that the NN observer estimates the motor currents and fluxes by using the measurements from the actual motor currents and voltages and then it calculates the motor speed using the currents and fluxes errors. The structure and initial weights of the NN observer are determined from the dynamical model of the motor. For the parameter variations, training of the NN can be continued using the current errors. Speed sensorless control of induction motor including the trained NN observer is simulated with MATLAB-Simulink. Simulation results showing the performance of the control system are presented under the load and parameter variations.

Keywords: Induction motors, speed sensorless control, artificial neural networks, speed observer.

1. GİRİŞ

Doğru akım (d.a.) makineleri, hız kontrolünün kolayca yapılabilmesi nedeni ile sanayide yaygın olarak kullanılan değişken hızlı kontrol sistemleri sınıfında, uzun bir süre kullanılmışlardır. Ancak bu makinenin en büyük dezavantajları olan komütatör ve fırça yapısı, makinenin hem belirli aralıklarda bakım gereksinimine hem de fırça kollektör teması nedeni ile patlayıcı, ve kirli ortamlarda kullanılamamasına, yüksek devir sayılarına ve yüksek gerilimlere çıkılamamasına neden olmaktadır [1].

Güç elektroniği ve yarı iletken teknolojisindeki gelişmeler alternatif akım (a.a.) motorlarının geniş sınırlar içerisinde hız ayarlarının yapılabilmesini mümkün kılmış ve basitliği, ucuzluğu, kayan kontaklarının olmaması, sağlamlılığı ve bakım gerektirmeme gibi özellikleri nedeniyle değişken hızlı sürücü sistemlerde a.a. motorları, d.a. motorlarına tercih edilmektedir [1].

Asenkron motorlardan tatmin edici bir kontrol performansının elde edilebilmesi için iki kontrol bloğunun (hız kontrol ve akım kontrol), parametre değişimleri ve bozucu yük şartlarına göre dayanıklı, adaptif ve öğrenmeli bir kontrol sisteminin olması arzu edilir. Ancak bu kontrol bloklarının motorun hız ve konum bilgisine ihtiyaç duymaları nedeniyle motor hızı ve konumunun doğru ölçülmesi de son derece önemlidir. Asenkron motorların hız kontrolü için gerekli olan konum ve hız bilgisi, motor miline yerleştirilen hız/konum algılayıcılardan (enkoder gibi) elde edilir. Bu algılayıcıların motor kontrol sistemine ayrı bir maliyet getirmesi ve mekanik zorlamalarla arıza riskinin fazla olması gibi nedenlerle motorun akım ve gerilim bilgilerinden yararlanarak motor hızını tahmin eden bir gözlemleyiciye ihtiyaç duyulur. Motorun hızı doğrudan motorun hız ve akım kontrolünü de etkilediğinden tatmin edici bir gözlemleyici geliştirmek zorunlu olmaktadır.

Geleneksel yöntemlerle asenkron motorlar için hız gözlemleyicileri tasarlanabilmekte ancak, bu gözlemleyicilerin motorun elektriksel ve mekaniksel parametrelerinin değişimine karşı dayanıklılığı yeterli olamamaktadır Son yıllarda yapılan bir çok çalışmada yapay sinir ağlarının (YSA), geleneksel yöntemlere göre doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi ve denetimindeki üstünlükleri kanıtlanmış ve YSA kullanarak çeşitli motorlar için gözlemleyiciler geliştirilmiştir [2-3].

YSA, insan beyninin bazı fonksiyonlarını ve özellikle öğrenme yöntemlerini benzetim yolu ile gerçekleştirmek için tasarlanır. Geleneksel yöntem ve bilgisayarların yetersiz kaldığı sınıflandırma, kümeleme, duyu- veri işleme, çok duyulu makine gibi alanlarda başarılı sonuçlar verir. Genel olarak bir YSA, tek katmalı ya da çok katmanlı olarak düzenlenebilen ve paralel

olarak çalışan çok sayıda doğrusal olmayan yapay hücreden (işlem elemanı) meydana gelen bir sistem ya da matematiksel model olarak tanımlanır.

Literatürde algılayıcısız hız kontrolü için YSA' lı veya YSA' sız birçok yöntem mevcuttur: Kaynak [4]' de model referans tabanlı (MRAS) algoritma kullanılarak akı tahmini yapılmış ve PI kontrolör yardımıyla da hız adaptasyonu gerçekleştirilmiştir. Kaynak [5]'ta asenkron motorun modelinden yararlanarak akım denklemlerinde bulunan hız değişkeni çekilerek rasyonel iki sayı elde edilmiştir. Bu fonksiyonların herhangi birinin pay ve paydası ayrı ayrı YSA' ya öğretildikten sonra YSA çıkışları birbirine oranlanarak hız tahmini gerçekleştirilmiştir. Kaynak [6]' de motorun gerilim modeli referans model olarak kullanılmış ve akım modeli doğrusal YSA ile gerçekleştirilmiştir. Bu gerçeekte, akım modeli hız katsayısı YSA' daki ağırlığa karşılık gelmektedir. Kaynak [7]' de 2 YSA mevcuttur. 1. YSA motor akımlarını 2. YSA ise motor akımları ile model akımları arasındaki hatadan yararlanılarak hızı öğrenmek için kullanılmıştır. Kaynak [8]' de dört katmanlı ileri beslemeli YSA kullanılarak geriye yayılım algoritması ile off-line ve toplu olarak motor hızı (ω_r) ve elektriksel torku (T_e) öğretilmiştir. Kaynak [9] ve [10]' de çok katmanlı ileri beslemeli YSA kullanılarak motor hızı öğretilmiştir. YSA kapalı çevrim sistemde hız tahminci olarak kullanılmıştır. Kaynak [11]' de ise çok katmanlı ve geri beslemeli Elman YSA kullanılarak parametre değişimleri ve sistem gürültüsüne karşı dayanıklılık artırılmaya çalışılmıştır.

Yapılan bu çalışmada ise algılayıcısız hız kontrol yöntemlerinden biri olan; Luenberger Gözlemleyici yapısı, parametre değişimlerine duyarsız ve öğrenmeli bir yapı olan YSA ' ya uyarlanarak, dayanıklı bir hız gözlemleyici geliştirilmeye çalışılmıştır.

Bu amaçla; ikinci bölümde asenkron motorlar hakkında genel bir bilgi ile beraber kontrol esnasında kullanılacak olan; asenkron motor (ASM) dinamik denklem takımları, eksenler arası dönüşümler ve hız konum algılama yöntemlerinden, üçüncü bölümde YSA hakkında genel bilgi, kontrol sistemlerinde YSA' nın kullanılması ve YSA ile asenkron motorun hız tahmini üzerine yapılan çalışmalardan, dördüncü bölümde asenkron motorun algılayıcısız hız kontrolü için gerekli olan hız bilgisinin yapay sinir ağları ile tahminine yönelik çalışmadan ve son olarak beşinci bölümde ise Matlab/ Simulink programı kullanılarak önceki bölümde geliştirilen YSA ile hız tahmin algoritmasının simülasyonu gerçekleştirilmiştir. Simülasyon sonuçları, grafikler halinde gösterilmiştir.

2. ASENKRON MOTORLAR VE HIZ / KONUM KONTROL YÖNTEMLERİ

Asenkron motorlar endüstride en fazla kullanılan motorlardır. Asenkron motorların hızı yükü çok az değişir. Doğru akım şönt motorlarının hızı büyük sınırlar içinde değiştirilebildiği halde, asenkron motorun hızı geleneksel denetim yöntemlerinde sınırlı olarak arttırılabilir veya azaltılabilir. Asenkron motorlar tüm yönleriyle ele alındığında,

- Daha ucuzdur,
- Periyodik bakıma daha az ihtiyaç gösterir,
- Çalışması sırasında elektrik arkı meydana gelmez, (D.A. motorları çalışırken kollektör dilimleri ile fırçalar arasında kıvılcımlar çıkar).

Bu özellikler, asenkron motorların endüstride en çok kullanılan motorlar olmalarına sebep olmuştur. Asenkron motorlar genel olarak stator ve rotor olmak üzere duran ve hareketli iki kısımdan meydana gelmektedir [12].

3 fazlı, 2 kutuplu bir asenkron motora şebekenin RST faz elektro-motor-kuvvetleri (emk)' ları uygulanır. Statordaki sargılardan geçen alternatif akımlar, dönen NS kutuplarını meydana getirirler. Stator sabit olduğu halde, dönen NS kutupları ortadaki kısa devreli rotorun çubuklarını keserek çubuklarda emk' ları indükler. Kısa devreli rotor çubuklarından endüksiyon akımları geçer. Döner alan (NS) kutupları saat ibresi yönünde dönüşünü devam ettirir. Bu endüksiyon akımları rotorun NS kutuplarını meydana getirirler. Döner stator kutupları rotorun kutuplarını etkileyerek (benzer kutuplar birbirini iter, zıt kutuplar birbirini çeker prensibinden hareket ile) rotoru saat ibresi yönünde döndürürler.

N kutbunun altındaki rotor çubukları bir yöne, S kutbunun altındaki rotor çubukları diğer yöne doğru itilirler. Bu itme kuvvetlerinin meydana getirdiği döndürme momenti rotoru saat ibresi yönünde, döner alanın yönünde döndürür [38].

Rotorun hızı (ω_r) arttıkça, döner alanın rotor çubuklarını kesmesi azalacağından, rotor çubuklarında endüklenen emk' lar ve kısa devre çubuklarından geçen endüksiyon akımları azalır. Dolayısıyla rotoru döndüren moment azalır. Rotorun hızında artış olmaz. Motor boşta çalışırken rotorun hızı senkron hıza (döner alanın hızına) yaklaşır. Döner alanın devir sayısı (senkron hız) ω_e ile rotor devir sayısı ω_r arasındaki farka "Rotorun Kayması" denir. Diğer bir ifade ile rotor hızının senkron hızdan geri kalmasına "Kayma" denilmektedir. Kaymanın senkron hız ile ifadesi,

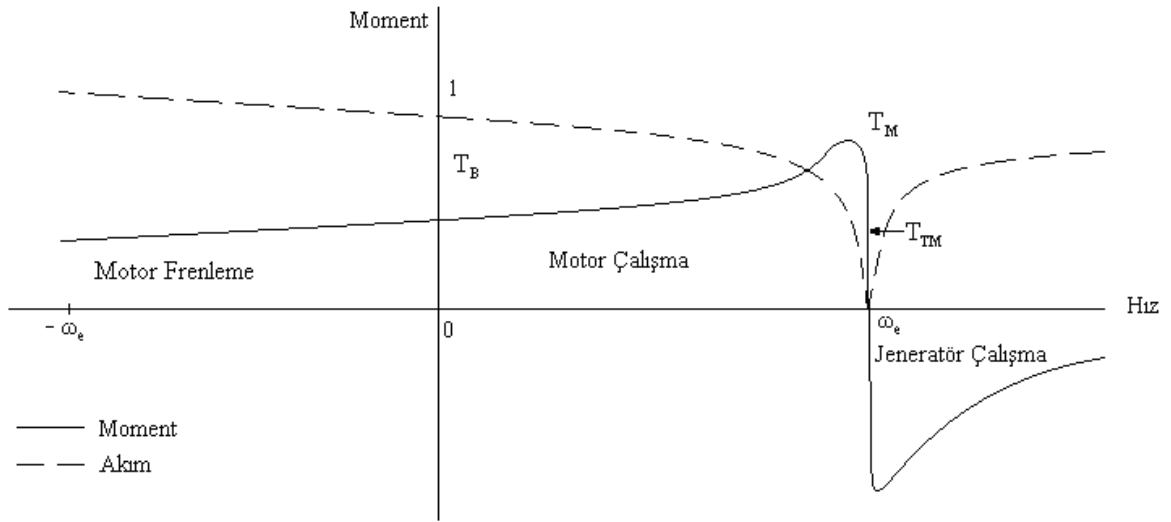
$$s = \frac{\omega_e - \omega_r}{\omega_e} . 100 \quad (2.1)$$

$$\omega_r = (1 - s) . \omega_e \text{ ' dir.} \quad (2.2)$$

Denklem 2.1 'den de görüldüğü gibi rotorun hızı ω_r hiçbir zaman döner alanın hızına yani senkron hıza (ω_e) eşit olmaz. Bu da rotorun senkron hızından daha az bir devirle döndüğünün göstergesidir.

2.1 Performans Karakteristikleri

Şekil 2.1' de çok fazlı bir asenkron motor için hız-moment ve hız-akım eğrileri verilmiştir. Bu eğrilerde üç önemli bölge; motor çalışma, motoru frenleme ve jeneratör çalışmadır[13].



Şekil 2.1 Çok fazlı bir asenkron motor için hız-moment ve hız-akım eğrileri

Bu eğriler incelendiğinde, motorun çalışma prensibinden bahsederken ifade edilmeye çalışılan senkron hız ω_e , kayma s gibi sayısal değerleri içeren kısımları da anlamak daha kolay olmaktadır. Yine bu eğri ile karşımıza çıkan kritik moment ifadesi, motor çalışma bölgesinde meydana gelen maksimum momenttir. Şekil 2.1' de T_M ile gösterilmiştir. Rotorun bloke edilmesi ile ortaya çıkan moment ise aynı şekilde T_B (kilitli-rotor moment) ile ifade edilmektedir. Aynı zamanda aynı yükün zorlamasıyla gönderilen herhangi dağınık kuvvetlerin üzerinden ortaya çıkması gereken önemli bir moment ifadesidir. Normalde bir asenkron motor, maksimum moment T_M ve senkron hız ω_e arasında çalışır. Eğride T_{TM} ile gösterilen nominal tam yük moment ile hız ekseninde kalan yer, çalışma bölgesidir.

2.2 Asenkron Motorun Dinamikleri

Bu noktada, sistem denetiminin gerçekleştirilebilmesi için gerekli olan motor dinamiklerini biraz tanıtmak amacı ile fazla kapsamlı olmayan bilgi verilecektir.

Bir bütün olarak beygir güçlü asenkron motorları arasında, yani güce ihtiyaç duyulan çalışma koşullarındaki motorlarda en yaygın dinamik problemler motoru harekete geçirme (başlatma), motoru hareket dışı hale getirme (durdurma) ve mevcut sistemin gürültü olarak tanımlanan sistem performansını etkileyen parazitler süresince, motorun çalışmasını aksatmadan devam ettirebilmesi için motorun çalışma performansı ile yakından ilgilidir.

Dinamik analizlerdeki asenkron motorun ifade metotları, gerçekleştirilebilir bir kapsam dahilinde problemin yapısının ve karmaşıklığının tam olarak tanımlanmış veya ifade edilmiş olma niteliğine bağlıdır. Yine bu analizler dahilinde elektriksel geçici rejimler makine dinamikleri için önemli bir yer işgal etmektedir. Eğer elektriksel geçici rejimleri ihmal edilebilir olarak düşünürsek olayı bir boyutta basitleştirmiş oluruz. Çünkü elektriksel geçici rejim isminden de anlaşılacağı gibi, çok hızlı bir şekilde çalışmakta olduğumuz elektriksel olayın dışına çıkmakta yani yatışmaktadır (hareketli rejimin sürekliliği ile karşılaştırıldığında geçici rejim çok kısa bir zaman diliminde çok hızlı olarak kaybolmaktadır) [38].

Karşılaşılan problemin daha sonraki dinamik analizi, özellikle sistem içinde karşılaşılan lineersizliklerden dolayı sistemi kontrolü zor bir hale getirmeyecek olan oldukça basit, fakat oldukça gerçekçi bir şekilde (matematiksel olarak) ifade etmeyi amaçlar.

Motor dinamikleri içinde zamana karşılık düşen motor hızı bilinirse, zamana karşılık gelen akım karakteristiği de, ya hıza karşı bir akım eğrisi ya da analitik ifadelerle elde edilen bir sonuç olur. Endüvi akımının büyüklüğü, mıknatıslama reaktansının düzeninde etkin rotor empedansı olduğu noktada hız artıncaya kadar sayısal değer olarak büyük kalır. Bu noktada akım sürekli durum çalışma değerine düşmeye başlar. Yüksüz halde bu akım motorun mıknatıslama akımıdır. Tam yük altında ise, bu akım mıknatıslama akımı ve stator yük akımının toplamını içerir.

2.3 Asenkron Motorun Matematiksel Modelinin Teorisi

Genelde, bir sistemin matematiksel modeli, sistemin fiziksel davranışının simülasyonunu yapmak veya bir algoritmaya dayanarak gerçek zamanda denetimi gerçekleştirmek için gereklidir. Matematiksel modeller, sistemin gerçek fiziksel davranışına oldukça uyumlu olmalı ve o davranışı iyi bir şekilde yansıtmalıdır. Model basit olmalı ve en az varsayıma dayanarak oluşturulmalıdır. Modelin karmaşıklığı, kontrol işlemlerinin süresini

uzatacak ve böylece sistem performansını düşürecektir. Modellerde kullanılan makinenin fiziksel büyüklüklerinin, skaler değil de vektörel olarak göz önüne alınabilmesi sistem modelinin doğruluğunu arttırmaktadır. Böylece, makinelerin geçici durum davranışından oluşacak hata önemli derecede azalır.

Modellemenin en önemli aşamalarından biri de modellenen sistemin giriş ve çıkış büyüklüklerinin belirlenmesidir. Zira bu aşamadan sonra modelleme, bu giriş ve çıkışlar arasında uygun matematiksel model, diferansiyel denklemlere oluşturulmasıyla son bulur. Bu durumda giriş ve çıkış arasındaki denklemlerin fiziksel sistemi mümkün olduğunca iyi modellemesi, buna karşın mümkün olduğunca da basit olması gerekmektedir. Asenkron motorda giriş büyüklükleri stator d - q eksen akımları, rotor hızı ve yük miktarı, çıkış büyüklüğü ise elektriki yük momentidir [38].

Bu bilgilere dayanarak sincap kafesli asenkron makine modeli oluşturulurken aşağıdaki modelleme varsayımlarının çalışma amacına yönelik olarak birkaçı veya tamamı uygulanabilir:

- Stator sargıları, stator çevresinde düzgün olarak yayılmıştır. Hava aralığında akı sinüsoidal biçimdedir.
- Üç fazlı stator sargıları çevreye 120 derecelik faz farklı olarak düzgün biçimde yayılmışlardır.
- Doyma, dış ve oluk etkileri ihmal edilmiştir.
- Magnetik kısımların geçirgenliği sonsuz varsayılmıştır.
- Histeresis ve Foucault kayıpları ihmal edilmiştir.
- Akım yığılması (deri olayı) ihmal edilmiştir.
- Rotor çubukları, rotor eksenine göre simetrik yayılmışlardır.
- Dirençler ve endüktansların sıcaklıktan bağımsız oldukları varsayılmıştır.

Makineyi besleyen güç kaynağı dengeli üç fazlı gerilim üretiyorsa model, iki eksenli veya d - q eksenlerinde temsil edilebilir. Vektör kontrolünde kullanılan d - q modeli sayısal simülasyonlarda ve kontrol sistemlerinin tasarlanmasında kullanılmaya elverişlidir. En çok kullanılan referans eksen takımları $\omega=0$ (sürekli durum) ve $\omega=\omega_s$ (senkron dönme) hızlarındadır.

Buradan, kullanılacak olan üç fazlı büyüklükler üç eksenli a - b - c koordinat sisteminden iki eksenli durağan d - q koordinat sistemine dönüştürülür. Yukarıda teorisi verilen modelin açık matematiksel ifadeleri aşağıdaki gibidir.

2.4 Geleneksel AC Sürme Yöntemleri

AC motor denetim yapıları genellikle statorun üç fazındaki 120 derece faz farklı olarak dağılmış üç sinüsoidal gerilime uygulanır. Geleneksel AC sürme yapılarının çoğunda bu üç

sinüs dalgasının üretimi, motorun elektro-mekanik karakteristiklerine ve motorun kararlı haldeki eşdeğer devre prensibine dayanır. Ayrıca, bu çeşit bir 3-fazlı sistemin denetimi daha çok, üç ayrı tek fazlı bir sistemin kontrolüne benzer. Bu noktada karşılaşılan bazı dezavantajlar vardır [14].

1- Kullanılan makine modelleri ve karakteristikler sadece kararlı halde geçerlidir. Bu, kontrol işleminde yüksek değerli gerilim ve akım geçişlerine (geçici haller) izin verir. Bunlar sadece sürme devresinin dinamik performansına zarar vermekle kalmaz aynı zamanda güç dönüşümünün verimini azaltır. Buna ilave olarak, güç bileşenleri, geçici fakat yüksek değerli elektriksel darbelere (piklere) karşı koyabilmesi için büyük güçte olmalıdır.

2- Sinüsoidal referanslarla değişkenleri denetlemekte karşılaşılan önemli problem: PI denetleyiciler, sinüsoidal referansa hasar vermeksizin bir sinüsoidal regülasyon ve buradan histeresis denetleyiciler sisteme filtre edilmesi oldukça zor olan yüksek bant genişlikli gürültü verirler.

3- Üç fazlı sistemde dengesizlik olmaz ve faz etkileşimleri düşünülmez.

4- Sonuç olarak, denetim yapısı motor çeşidine göre (asenكرون veya senكرون) incelenmelidir. Alan yönlendirmeli vektör kontrolü bu dezavantajların her birinin üstesinden gelir ve böylece AC sürme tekniğinin etkinliğini oldukça artırır.

2.5 Alan Yönlendirmeli Vektör Denetim

Alan yönlendirmeli vektör denetimi bir vektörle temsil edilen stator akımlarının denetiminden meydana gelir [14-15]. Bu denetim bir 3-fazlı zaman ve hız bağımlı sistemden, bir 2-koordinatlı (d ve q) zamanla değişmeyen sisteme doğru dönüşen izdüşümlere dayanır. Bu izdüşümler bir DC makine denetiminin durumuna benzer bir yapıya izin verir. Alan yönlendirmeli vektör denetimli makineler giriş referansları olarak iki sabite ihtiyaç duyar: moment bileşeni (q koordinatıyla ayarlanmış) ve akı bileşeni (d koordinatıyla ayarlanmış). Alan yönlendirmeli vektör denetim basit olarak izdüşümlere dayandığından kontrol yapısı ani elektriksel değerler kullanır (o andaki mevcut akımın genlik değeri gibi). Bu kontrol şeklini her çalışma durumunda daha doğru (kalıcı ve geçici durum) yapar ve sınırlı bant genişliği matematiksel modeli bağımsız hale dönüştürür.

Alan yönlendirmeli vektör denetim böylece klasik problemleri aşağıdaki şekilde çözer:

- Sabit referansa ulaşmak (moment ve stator akı bileşenleri).
- d-q referans çerçevesinde momentin belirtilmesi aşağıdaki şekilde olduğundan doğrudan moment denetimini uygulamak.

$$T \propto \psi_r i_q \quad (2.3)$$

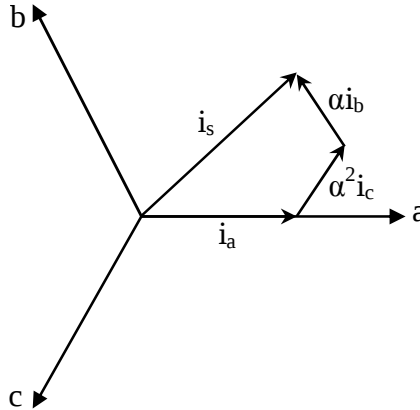
Sabit bir değerde rotor akısı ψ_r ' nin genliğini koruyarak moment T ve akımın moment bileşeni i_q arasında lineer bir ilişkiye sahip oluruz. Sonra, stator akım vektörünün moment bileşenini kontrol ederek momenti kontrol edebiliriz.

2.6 Uzak Vektör Belirleme ve İzdüşümü

AC motorların 3-fazlı gerilimler, akımları ve akıları kompleks uzay vektörleri bakımından analiz edilebilirler [16]. Akımlara ait, uzay vektörler aşağıdaki gibi belirlenebilir; burada i_a - i_b - i_c akımlarını stator fazlarındaki ani akımlar olarak varsayarak kompleks stator akım vektörü i_s şu şekilde ifade edilebilir.

$$i_s = i_a + \alpha i_b + \alpha^2 i_c \quad (2.4)$$

burada, $\alpha = e^{j\frac{2}{3}\pi}$ ve $\alpha^2 = e^{j\frac{4}{3}\pi}$ özel operatörleri temsil eder. Şekil 2.2' deki diyagram stator akımının kompleks uzay vektörünü göstermektedir



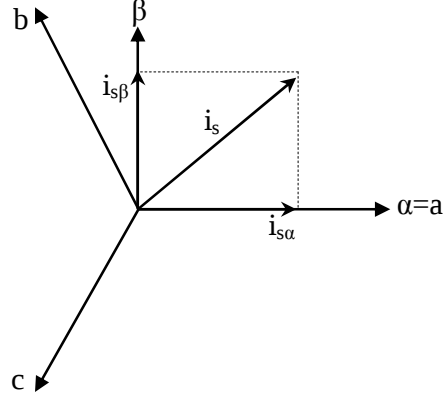
Şekil 2.2 Stator akım uzay vektörü ve (a-b-c)' deki bileşeni

Burada (a-b-c), 3-fazlı sistem eksenleridir. Bu akım uzay vektörü 3-fazlı sinüsoidal sistemi gösterir. Bu durumda zamanla değişmeyen iki koordinat sistemine dönüştürülmeye ihtiyaç vardır. Bunlar;

- (a-b-c) $\longrightarrow$ (α - β) 2-koordinatlı zamanla değişen sistem (Clarke dönüşümü)
- (α - β) $\longrightarrow$ (d-q) 2-koordinatlı zamanla değişmeyen sistem (Park dönüşümü)

2.6.1 Clarke Dönüşümü

Uzay vektörü $(\alpha-\beta)$ denen 2 eksenle başka bir referans çerçevesinde yazılabilir. a eksenini ve α eksenini aşağıdaki vektör diyagramında aynı yönde varsayarak gösterebiliriz [38].



Şekil 2.3 Stator akım uzay vektörü ve $(\alpha-\beta)$ 'daki bileşeni

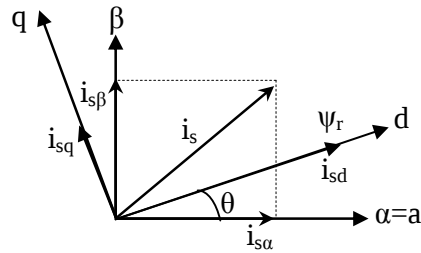
3-fazlı sistemi $(\alpha-\beta)$ 2 boyutlu sisteme çeviren izdüşümü aşağıda verilmiştir.

$$\begin{cases} i_{s\alpha} = i_a \\ i_{s\beta} = \frac{1}{\sqrt{3}}i_a + \frac{2}{\sqrt{3}}i_b \end{cases} \quad (2.5)$$

Bu durumda zaman ve hız bağımlılığı devam eden 2-koordinatlı bir sistem $\begin{pmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{pmatrix}$, yı elde etmiş oluruz.

2.6.2 Park Dönüşümü

Bu dönüşüm vektör kontrolünün en önemli kısmıdır. Gerçekte, bu izdüşüm $d-q$ dönen referans çerçevesinde 2-fazlı bir sisteme dönüştürür. d ekseninin rotor akısıyla uyarlandığını düşünürsek, aşağıdaki diyagram akım vektörü için iki referans çerçevesi arasındaki ilişkiyi gösterir [38].



Şekil 2.4 Stator akımının uzay vektörü ve $(\alpha-\beta)$ 'da ve $d-q$ dönen referans çerçevesindeki bileşeni

Burada θ rotor akı pozisyonudur. Akım vektörünün akı ve moment bileşenleri aşağıdaki denklemlerle elde edilir.

$$\begin{aligned} i_{sd} &= i_{s\alpha} \cos \theta + i_{s\beta} \sin \theta \\ i_{sq} &= -i_{s\alpha} \sin \theta + i_{s\beta} \cos \theta \end{aligned} \quad (2.6)$$

Bu bileşenler akım vektöründeki $(\alpha-\beta)$ bileşenlerine ve rotor akı pozisyonuna bağlıdır. Doğru rotor akı pozisyonu bilinirse, bu izdüşümde $d-q$ elemanları sabit olur. Buradan, i_{sd} (akı bileşeni) ve i_{sq} (moment bileşeni) ile direkt moment kontrolü mümkün ve kolay olan 2-koordinatlı zamandan bağımsız bir sistem elde edilir. Tüm bu dönüşüm sistemi tablo 2.1’de gösterilmektedir.

Tablo 2.1 Dönüşümler tablosu

Park Dönüşümü	Ters Park Dönüşümü
$(a-b-c) \rightarrow (\alpha-\beta)$	$(d-q) \rightarrow (\alpha-\beta)$
$i_{\alpha} = \frac{2}{3}i_a - \frac{1}{3}(i_b - i_c)$ $i_{\beta} = \frac{2}{\sqrt{3}}(i_b - i_c)$ $i_0 = \frac{2}{3}(i_a + i_b + i_c)$ $\Downarrow$ $i_{\alpha} = i_a$ $i_{\beta} = \frac{1}{\sqrt{3}}i_a + \frac{2}{\sqrt{3}}i_b$ $i_a + i_b + i_c = 0$	$i_{\alpha} = i_{sd} \cos \theta - i_{sq} \sin \theta$ $i_{\beta} = i_{sd} \sin \theta + i_{sq} \cos \theta$
$(\alpha-\beta) \rightarrow (d-q)$	$(\alpha-\beta) \rightarrow (a-b-c)$
$i_{sd} = i_{s\alpha} \cos \theta + i_{s\beta} \sin \theta$ $i_{sq} = -i_{s\alpha} \sin \theta + i_{s\beta} \cos \theta$	$i_a = i_{\alpha}$ $i_b = -\frac{1}{2}i_{\alpha} - \frac{\sqrt{3}}{2}i_{\beta}$ $i_c = -\frac{1}{2}i_{\alpha} + \frac{\sqrt{3}}{2}i_{\beta}$

2.7 Asenkron Motorun Senkron Referans Çatı (d-q) Dinamik Modeli

Üç fazlı asenkron motor için duran referans çatıdaki (α - β) gerilim denklemleri [39],

$$v_{s\alpha} = i_{s\alpha} R_s + \frac{d}{dt} \psi_{s\alpha} \quad (2.7)$$

$$v_{s\beta} = i_{s\beta} R_s + \frac{d}{dt} \psi_{s\beta} \quad (2.8)$$

olarak yazılabilir. Burada $\psi_{s\alpha}$ ve $\psi_{s\beta}$ d - q stator akı halkalanmalarıdır. Senkron çatıdaki d - q stator gerilimlerini, (2.7) ve (2.8) denklemleri ile verilen duran çatı gerilim bağıntıları senkron çatıya dönüştürülürse [39],

$$v_{sd} = i_{sd} R_s + \frac{d}{dt} \psi_{sd} - \omega_e \psi_{sq} \quad (2.9)$$

$$v_{sq} = i_{sq} R_s + \frac{d}{dt} \psi_{sq} + \omega_e \psi_{sd} \quad (2.10)$$

olarak yazılabilir. Bu denklemlerdeki bütün değişkenler ω_e senkron hızı ile dönmektedir. Son terimler, dönen eksenin dolaylı oluşan emk hızı olarak tanımlanır. ω_r açısal hızıyla dönen rotora ilişkin rotor gerilim denklemleri ise benzer şekilde,

$$v_{rd} = i_{rd} R_r + \frac{d}{dt} \psi_{rd} - (\omega_e - \omega_r) \psi_{rq} \quad (2.11)$$

$$v_{rq} = i_{rq} R_r + \frac{d}{dt} \psi_{rq} + (\omega_e - \omega_r) \psi_{rd} \quad (2.12)$$

olarak elde edilir.

Motorun d - q modelinin en önemli üstünlüğü, duran çatıdaki bütün sinüsoidal değişkenlerin senkron çatıda DA değişkenler olarak görünmesidir. Stator ve rotor akı halkalanmaları akımlara bağlı olarak matris şeklinde,

$$\begin{bmatrix} \psi_{sq} \\ \psi_{sd} \\ \psi_{rq} \\ \psi_{rd} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & L_m & 0 \\ 0 & L_s & 0 & L_m \\ L_m & 0 & L_r & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sq} \\ i_{sd} \\ i_{rq} \\ i_{rd} \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

yazılabilir ve hava aralığı akı halkalanmaları ise,

$$\psi_{mq} = L_m (i_{sq} - i_{rq}) \quad (2.14)$$

$$\psi_{md} = L_m (i_{sd} - i_{rd}) \quad (2.15)$$

şeklinde elde edilir. Yukarıda çıkarılan denklemler düzenlenirse asenkron motorun elektriksel devresinin modeli denklem (2.16) 'daki gibi yazılabilir.

$$\begin{bmatrix} v_{sq} \\ v_{sd} \\ v_{rq} \\ v_{rd} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + SL_s & \omega_e L_s & SL_m & \omega_e L_s \\ -\omega_e L_s & R_s + SL_s & -\omega_e L_s & SL_m \\ SL_m & (\omega_e - \omega_r) L_m & R_r + SL_r & (\omega_e - \omega_r) L_r \\ -(\omega_e - \omega_r) L_m & SL_m & -(\omega_e - \omega_r) L_r & R_r + SL_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sq} \\ i_{sd} \\ i_{rq} \\ i_{rd} \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Burada S, Laplace işlemcisidir ve sincap kafesli bir asenkron motor için $v_{rq} = 0$ ve $v_{rd} = 0$ 'dır.

P_g : stator ve rotor sargılarının anlık giriş güçleri olmak üzere,

$$P_g = v_{sa} i_{sa} + v_{sb} i_{sb} + v_{sc} i_{sc} + v_{ra} i_{ra} + v_{rb} i_{rb} + v_{rc} i_{rc} \quad (2.17)$$

ve d - q değişkenleri cinsinden anlık giriş gücü,

$$P_g = \frac{3}{2} (v_{sq} i_{sq} + v_{sd} i_{sd} + v_{rq} i_{rq} + v_{rd} i_{rd}) \quad (2.18)$$

olarak bulunur. Denklem (2.18)' de, (2.9) ve (2.10) denklemleri yerine yazılıp ω_r rotor hızına bölünürse motorun üreteceği elektromekanik moment,

$$T_e = \frac{3}{2} \frac{P}{2\omega_r} (\omega_e (\psi_{sd} i_{sq} - \psi_{sq} i_{sd}) + (\omega_e - \omega_r) (\psi_{rd} i_{rq} - \psi_{rq} i_{rd})) \quad (2.19)$$

olarak elde edilir. Denklem (2.13)' de verilen akı bağıntılarından,

$$\psi_{sd} i_{sq} - \psi_{sq} i_{sd} = \psi_{rq} i_{rd} - \psi_{rd} i_{rq} = L_m (i_{rd} i_{sq} - i_{rq} i_{sd}) \quad (2.20)$$

olduğu belirlenebilir. Sonuç olarak motorun ürettiği moment,

$$\begin{aligned} T_e &= \frac{3}{2} \frac{P}{2} (\psi_{mq} i_{sd} - \psi_{md} i_{rq}) \\ &= \frac{3}{2} \frac{P}{2} (\psi_{rq} i_{rd} - \psi_{rd} i_{rq}) \\ &= \frac{3}{2} \frac{P}{2} (\psi_{sd} i_{sq} - \psi_{sq} i_{sd}) \\ &= \frac{3}{2} \frac{P}{2} L_m (i_{rd} i_{sq} - i_{rq} i_{sd}) \end{aligned} \quad (2.21)$$

olarak bulunur. Motor momentini motorun mekanik devresine uygulanmasıyla rotoru ω_r açısal hızıyla dönen motorun üreteceği elektriksel moment,

$$T_e = T_L + J \frac{d}{dt} \omega + f_v \omega = T_L + J \frac{2}{P} \frac{d}{dt} \omega_r + \frac{2}{P} f_v \omega_r \quad (2.22)$$

bağıntısıyla bulunur. Burada T_L : Yük momenti, J : Eylemsizlik sabiti, f_v : sürtünme katsayısı ve ω : Mekanik hızdır.

2.8 Asenkron Motorun Duran Referans Çatı (α - β) Dinamik Modeli

Duran çatıda $\omega_e = 0$ olduğundan yukarıda çıkarılan senkron çatı denklemlerinde $\omega_e = 0$ yazılarak motorun duran çatıdaki elektriksel modeli [39],

$$v_{s\beta} = i_{s\beta} R_s + \frac{d}{dt} \psi_{s\beta} \quad (2.23)$$

$$v_{s\alpha} = i_{s\alpha} R_s + \frac{d}{dt} \psi_{s\alpha} \quad (2.24)$$

$$v_{r\beta} = 0 = i_{r\beta} R_r + \frac{d}{dt} \psi_{r\beta} - \omega \psi_{r\alpha} \quad (2.25)$$

$$v_{r\alpha} = 0 = i_{r\alpha} R_r + \frac{d}{dt} \psi_{r\alpha} - \omega \psi_{r\beta} \quad (2.26)$$

olarak ve motorun ürettiği moment,

$$\begin{aligned} T_e &= \frac{3}{2} \frac{P}{2} (\psi_{r\beta} i_{r\alpha} - \psi_{r\alpha} i_{r\beta}) \\ &= \frac{3}{2} \frac{P}{2} (\psi_{s\alpha} i_{s\beta} - \psi_{s\beta} i_{s\alpha}) \\ &= \frac{3}{2} \frac{P}{2} L_m (i_{r\alpha} i_{s\beta} - i_{r\beta} i_{s\alpha}) \end{aligned} \quad (2.27)$$

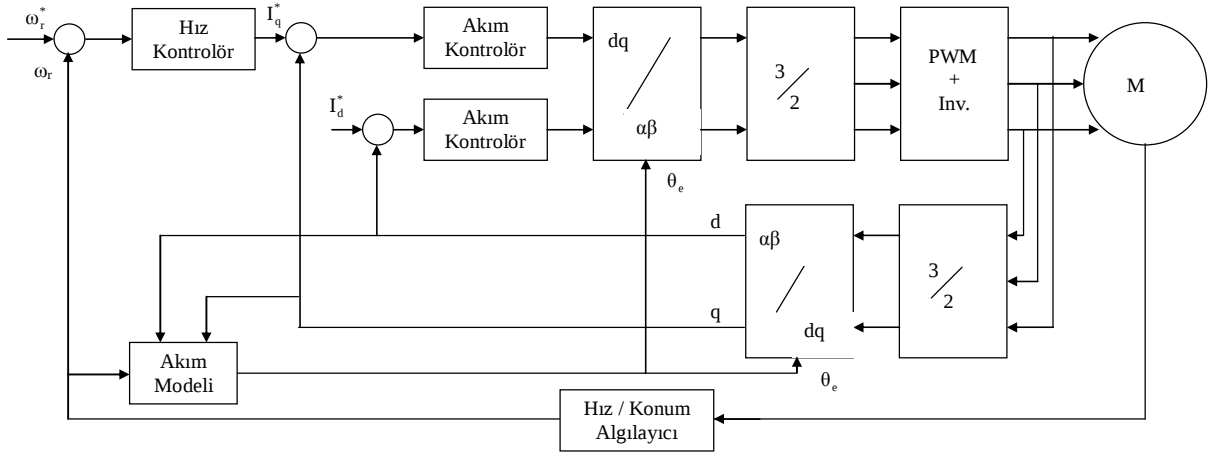
şeklinde elde edilir.

2.9 Asenkron Motorun Vektör Denetimi

Alan yönlendirme kontrolü olarak da bilinen vektör denetimi, bir vektör ile temsil edilen stator akım ve gerilimlerini hem genlik hem de faz bakımından denetlemeyi hedeflemektedir. Bunu gerçekleştirmek için, denetim yöntemi zamana ve hıza bağımlı 3 fazlı bir sistemi zamandan bağımsız iki koordinat (d - q koordinatları) sistemine dönüştüren dönüşümlere ihtiyaç duyulur. Bu dönüşümler kullanıldığı taktirde ac motor yapısı bir dc motor yapısına benzer olduğu ve bu nedenle ac motorun dc motora benzer bir şekilde denetlenebileceği görülür. Vektör denetimli motor giriş referansı olarak, q koordinatı ile çakışık moment bileşenine ve d koordinatı ile çakışık akı bileşenine ihtiyaç duymaktadır [17]. Bu denetim yöntemi bahsedilen dönüşümlere gerek duyduğundan denetim yapısında elektriksel değişkenlerin ani değerleri her an için mevcuttur. Bu bakımdan vektör denetimli motorun performansı artmaktadır. Çünkü stator akımının moment ve akı bileşenlerinin referans değerlerine ulaşmak ve hatta direkt moment kontrolünü yapmak kolaylaşır. d - q referans çatıda moment aşağıdaki ifadeye göre değişir.

$$T_e \propto \left(3\psi_r \frac{P}{2} \right) i_{sq} \quad (2.28)$$

Burada ψ_r rotor akısı sabit tutulursa veya sabit olduğu kabul edilirse moment ile moment bileşeni i_q arasında doğrusal bir ilişki elde edilir. Bu nedenle moment, stator akım vektörünün moment bileşenini kontrol ederek denetlenebilmektedir.



Şekil 2.5 Vektör denetimli bir ASM’ de algılayıcısız hız kontrol bloğu.

Verilen kontrol şemasına göre motor kontrolünün yapılabilmesi için motorun iki faz akımının ve hız/konumun ölçülmesi gerekir. Burada motorun 3. faz akımının da bilinmesi gerekir, ancak 3. faz akımı, motor yıldız bağlı ve nötr noktası izoleli kabul edildiğinde $i_a + i_b + i_c = 0$ ifadesine göre hesaplanabilir. Motorun konum ve 3-faz akımları bilgisi varsa, Clarke ve daha sonra Park dönüşümleriyle i_d ve i_q akımları hesaplanabilir. Motorun konumu ölçülüyorsa hızı, hızı ölçülüyorsa konumu hesaplanabilir. Ölçülen hız ω_r , referans hız ω_r^* ile karşılaştırıldıktan sonra aradaki fark bilgisi hız kontrolör aracılığıyla motorun referans moment bileşenine i_q^* dönüştürülmektedir. Akı bileşeni i_d^* referans akımı da sabit bir değer olarak girilir. Momentin ve akı bileşenlerinin referans değerleri i_q^* ve i_d^* belirlendikten sonra ölçülen motor akımları i_q ve i_d ile karşılaştırılır. Aradaki fark akım kontrolörleri aracılığıyla referans v_q ve v_d gerilim değerlerine dönüştürülür. Bu gerilimler ters Clarke ve Park dönüşümleri aracılığıyla referans v_a , v_b ve v_c gerilim değerlerine dönüştürülür. Bu gerilimlerin bünyesinde hem genlik hem de frekans bakımından motora uygulanması gereken gerilimlerin bilgisi mevcuttur. Bu nedenle çeşitli modülasyon teknikleriyle kontrollü güç kaynağında bulunan yarı iletken anahtar elemanlarının sürülmesi için ilgili PWM sinyalleri üretilebilmektedir.

Bu tez çalışmasının amacı; hız kontrolünün ve vektör kontrolünün iyi yapıldığı varsayılarak hız kontrolü için gerekli olan hız/konum bilgisini algılamaktır.

Kapalı çevrimli kontrolün yapılabilmesi için sürücü düzeneği hız geri beslemesini gerektirmektedir. Bu geri besleme genellikle rotor miline bağlanan mekanik bir hız algılayıcısından sağlanmaktadır. Ancak yüksek hızlı uygulamalarda hız algılayıcısını mile bağlamak mümkün olmamaktadır. Yapılan araştırmalar motorun miline bağlanan bu hız algılayıcısını çıkartarak kontrol sisteminin performansını artırmayı amaçlamaktadır. Böylece sürücü sisteminin maliyeti düşürülür, bakımı azalır ve sağlamlılığı ile güvenilirliği artırılmış olur. Bu tür sisteme algılayıcısız hız kontrol sistemi denilmektedir.

Algılayıcısız sürücü düzeneği ya da algılayıcısız hız kontrol sistemi, mekanik sensör ya da algılayıcılardan oluşabilecek problemlerin önüne geçilmesini sağlamış olur. Kapalı çevrimli kontrol için hız bilgisi gerekli olduğundan araştırmalar mekanik algılayıcıların yerini alabilecek aynı zamanda dinamik performansı etkilemeyecek hız gözetleyicisi ya da kestiricilerinin geliştirilmesi yönüne kaymıştır.

Algılayıcısız sürücü denetiminin konusu, rotor hızının ölçülmesi yerine, kolaylıkla ölçülebilen motor terminal büyüklükleri, hat akımı ve geriliminden tahmin edilerek hız denetleyicisine geri besleme sinyali olarak kullanılmasını inceler. Bu konuda birçok yeni araştırma yapılmakta ve değişik teknikler geliştirilmektedir.

2.10 Algılayıcısız Kontrol Yöntemleri

Yüksek performans gerektiren uygulamalarda, ASM kullanımının yaygınlaşmasıyla beraber algılayıcısız kontrol yöntemlerinin gelişimi de olmuştur [18]. Halen bazı sorunlar ortadan kaldırılamadığı için, vektör kontrolü, algılayıcısız sürme gibi konular üzerinde yoğun çalışmalar mevcuttur. Algılayıcısız kontrol yöntemlerinden bazıları aşağıda verilmiştir.

2.10.1 Stator Modeli Tabanlı Rotor Akısı Yönlendirme

Bu yöntemde alan eksen takımında akım referans vektörleri oluşturulur. Bu işaret daha sonra stator eksen takımına dönüştürülerek hızlı bir akım kontrolörüne verilir. Burada hata, q eksenindeki stator akımının gerçek değeri ile tahmin edilen değer arasındaki farktır. Bu hata sinyali bir PI kontrolörden geçirilerek mekanik hız kestirimi yapılır. Buna, giriş referans değerinden hesaplanarak kestirimi yapılmış rotor frekansı eklenir ve alan açısı hesaplanır [19].

Bu yöntemde açık bir integrasyon kullanılması sakıncalıdır ve ofsetlere sebep olur. Bu sakınca ise bant geçiren filtre sayesinde giderilmeye çalışılır. Fakat bundan ötürü, düşük sürme frekanslarında akı kontrolünün yapılamaması söz konusudur. Kapalı çevrimde hızın yeniden artmasına ve filtrenin alt kesim frekansının belirlediği hız değerinin altına inilememesine sebep olur [19].

2.10.2 Kalman Filtresi Tabanlı Rotor Akı Gözlemleyicisi

Tam model esasına dayanan bir yöntemdir. Kestirim sonucu elde edilen stator akımı ile ölçülen arasındaki hata vektörü Kalman matrisinden geçirilerek modele geri beslenir. Parametreler sistem durumlarının değişimine bağlıdır. Stator akımı kestirim hatasını düzelten bu işareti, bir model tanıma bloğu ekleyerek hız kestirimi için kullanmak mümkündür. Kestirimi yapılan hız, modelin rotor modelinde de kullanılabilir.

Bu yöntemde büyük hesap fazlalığı, kayan noktalı hesap yapabilen, işaret işleyici yazılım ve donanımlarının kullanılması gerekir [20].

2.10.3 Zıt EMK (Elektromanyetik Kuvvet) Tabanlı Kestirim

Zıt EMK vektörü kullanıldığı takdirde, bu vektör rotor akı vektörünü belirli bir açısal farkla izler. Dolayısıyla rotor akısının genliği de yavaş değişim gösterir. Stator gerilimi, akımı ve kayma frekansı bilgileri kullanılarak rotor frekansı kestirimi yapılabilir. Açık çevrim kayma frekansı kontrolü tabanlı bir vektör kontrol sisteminde rotor frekansı kestirimi için kullanılabilir. Rotor frekansı alçak geçiren filtreden geçirilerek, ileri beslemeli yapılan kayma frekansı ile birlikte hız geri besleme işareti olarak da kullanılabilir [21].

2.10.4 Kayma Mod Kontrol Tabanlı Rotor Akı Gözlemleyicisi

Hız uyarlaması, rotor direnci ve rotor akısı kestirimi için gözetleyici matrisi parametrelerinin kayma mod kontrol ile ayarlanması esasına dayanır. Kayma yüzeyi, stator akım kestirim hatası ile tanımlanmıştır. Kestirim hatası, bu yüksek frekanslı doğrusal olmayan kontrolör tarafından sınırlanır ve sıfıra çekilmeye çalışılır. Bu kontrolör stator model hatasını gidermek için kullanılır. Aynı anahtarlama işaretinin ortalama değeri, parametre ayarı amaçlı, tanıma algoritmasının giriş işareti olarak ta kullanılır. Kayma mod kontrolün dayanıklılığı gözlemleyicinin genel kararlılığına dayanır [22].

2.10.5 Adaptif Hız Akı Gözlemleyicisi (Luenberger Gözlemleyici)

Bu yöntemde, asenkron motorun ölçülebilen büyüklüklerinden hareketle elde edilen büyüklüklere makinenin açısal hızını ya da konumunu eklemek mümkün olur. Algılayıcısız (sensorless) adı verilen ve makinenin hız veya konumu, ölçülen stator faz akımı ve gerilimlerinden hareketle hesaplanabilir. Makinenin matematiksel modeline dayanan gözlemleyici tasarımı, makinenin lineer olmayan yapıda olması ve aynı zamanda da parametrelerin özellikle de rotor devresi endüktans ve direncinin değişmesi nedeni ile oldukça zordur. Gözlemleyicide ölçülen büyüklükler motor akım ve gerilimleri, hesaplanan büyüklükler ise motor akımları, rotor akıları olacaktır. Vektör kontrolü için gerekli olan rotor akı genliği, dönüşüm açısı ve moment büyüklükleri ise, rotor akı bileşenlerinden ve motor akımlarından hesaplanmaktadır. Durum denklemi biçiminde asenkron motorun $\alpha - \beta$ modeli aşağıda düzenlenmiştir [1-23].

$$\frac{d}{dt}(X) = AX + BV_s \quad (2.29)$$

$$X = [i_{s\alpha} \ i_{s\beta} \ \psi_{r\alpha} \ \psi_{r\beta}]^T \quad (2.30)$$

$$v_s = \begin{bmatrix} v_{s\alpha} & v_{s\beta} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (2.31)$$

Yukarıdaki katsayı matrisleri aşağıdaki gibidir.

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{(L_m^2 R_r + L_r^2 R_s)}{\sigma L_s L_r^2} & 0 & \frac{L_m R_r}{\sigma L_s L_r^2} & \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \\ 0 & -\frac{(L_m^2 R_r + L_r^2 R_s)}{\sigma L_s L_r^2} & -\frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} & \frac{L_m R_r}{\sigma L_s L_r^2} \\ \frac{L_m R_r}{L_r} & 0 & -\frac{R_r}{L_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{L_m R_r}{L_r} & \omega_r & \frac{R_r}{L_r} \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 1 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

Durumların üzerinde “^” sembolü ile gösterilen büyüklükler gözlemlenen(tahmin edilen) büyüklükler olmak üzere, gözlemleyici modeli aşağıdaki gibi verilebilir.

$$\frac{d}{dt}(\hat{X}) = A \hat{X} + B v_s + G(\hat{i} - i_s) \quad (2.35)$$

Burada $\hat{i}_s = [i_{s\alpha} \ i_{s\beta}]$, G : gözlemci kazanç matrisi.

Hız adaptasyon algoritması Lyapunov’ un teoreminden faydalanılarak elde edilir.

$$\frac{d}{dt}(e) = (A + GC)e - \Delta A \hat{X}$$

$$e = X - \hat{X}$$

$$\Delta A = \hat{A} - A = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{\Delta \omega_r j}{c} \\ 0 & \Delta \omega_r j \end{bmatrix}$$

$$j = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\Delta \omega_r = \hat{\omega}_r - \omega_r$$

$$c = \frac{\sigma L_s L_r}{L_m}$$

Lyapunov' un aday fonksiyonu olarak aşağıdaki denklem seçilirse,

$$V = e^T e + \frac{(\hat{\omega}_r - \omega_r)^2}{\lambda} \quad (2.36)$$

Buradaki λ pozitif kazançtır.

Denklem (2.36)' daki fonksiyonun türevinin negatif tanımlı olması kararlılığı garanti eder. Türevi alındığında,

$$\frac{dV}{dt} = e^T [(A + GC)^T + (A + GC)]e - 2\Delta \omega_r (e_{is\alpha} \hat{\psi}_{r\beta} - e_{is\beta} \hat{\psi}_{r\alpha}) / c + \frac{2\Delta \omega_r}{\lambda} \frac{d\hat{\omega}_r}{dt} \quad (2.37)$$

Burada $e_{is\alpha} = i_{s\alpha} - \hat{i}_{s\alpha}$ ve $e_{is\beta} = i_{s\beta} - \hat{i}_{s\beta}$. denklem (2.37)' den adaptasyon algoritması aşağıdaki gibi elde edilir.

$$\frac{d\hat{\omega}_r}{dt} = \lambda (e_{is\alpha} \hat{\psi}_{r\beta} - e_{is\beta} \hat{\psi}_{r\alpha}) / c$$

Bu fonksiyon PI' dan geçirilerek hız elde edilebilir.

$$\hat{\omega}_r = k_p (e_{is\alpha} \hat{\psi}_{r\beta} - e_{is\beta} \hat{\psi}_{r\alpha}) + k_i \int (e_{is\alpha} \hat{\psi}_{r\beta} - e_{is\beta} \hat{\psi}_{r\alpha}) dt \quad (2.38)$$

Burada k_p , k_i oransal ve integral kazançlarıdır. Bu yapı parametre değişimlerinden etkilenir [23]

Kaynak [4]' de akı tahmini için rotor akım modeli ve akım hatası geri beslemeli durum gözlemleyicisi ile model referans tabanlı (MRAS) algoritma kullanılmıştır. Akım modeli ile durum gözlemci modeli çıkışları arasındaki fark (hata) PI kontrolörden geçirilerek hız adaptasyonu gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada klasik model referans algoritmasının neden

olduğu açık integrasyon problemi düşük hızlarda küçük elektro motor kuvvet (emk) ve göreceli olarak direnç değişimlerine büyük duyarlılık problemlerine çözüm getirmeye çalışılmıştır.

Akım hatası geri beslemeli durum gözlemleyicisi denklemleri aşağıdaki gibidir.

$$\frac{d\hat{X}}{dt} = A\hat{X} + Bv_s + k_p(i_s - \hat{i}_s) + k_i \int (i_s - \hat{i}_s) dt \quad (2.39)$$

$$\hat{i}_s = C\hat{X} \quad (2.40)$$

$$\hat{\psi}_r = D\hat{X} \quad (2.41)$$

Burada $\hat{\cdot}$: tahmin edilen değeri ifade eder.

$$X = \begin{bmatrix} i_s \\ \psi_r \end{bmatrix}, \quad v_s = \begin{bmatrix} v_{s\alpha} \\ v_{s\beta} \end{bmatrix}, \quad i_s = \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{bmatrix}, \quad \psi_r = \begin{bmatrix} \psi_{r\alpha} \\ \psi_{r\beta} \end{bmatrix},$$

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} B_1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C = [I \quad 0],$$

$$D = [I \quad 0], \quad I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix},$$

Yukarıda belirtilen matrislerin katsayıları ise aşağıdaki gibidir.

$$A_{11} = \left[-\frac{R_s}{\sigma L_s} \quad -\frac{1-\sigma}{\sigma T_r} \right] I,$$

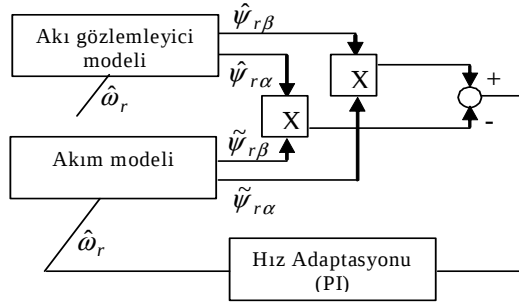
$$A_{12} = \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \left[\frac{1}{T_r} I \quad -\omega_r J \right], \quad A_{21} = \frac{L_m}{T_r} I,$$

$$A_{22} = -\frac{1}{T_r} I + \omega_r J, \quad B_1 = \frac{1}{\sigma L_s} I, \quad \sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$$

$$\omega_r = k_p (\hat{\psi}_{r\beta} \tilde{\psi}_{r\alpha} - \hat{\psi}_{r\alpha} \tilde{\psi}_{r\beta}) + k_i \int (\hat{\psi}_{r\beta} \tilde{\psi}_{r\alpha} - \hat{\psi}_{r\alpha} \tilde{\psi}_{r\beta}) dt \quad \text{şeklinde bulunur.}$$

Burada $\hat{\psi}_{r\alpha}, \hat{\psi}_{r\beta}$: durum gözlemleyici modelde tahmin edilen rotor akı değerleri

$\tilde{\psi}_{r\alpha}, \tilde{\psi}_{r\beta}$: rotor akımları modelinde tahmin edilen rotor akı değerleri



Şekil 2.6 MRAS tabanlı hız tahmin blok diyagramı

3. DENETİM SİSTEMLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI

YSA modelleme tekniği günümüzde birçok alanda yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Basit bir şekilde insan beyninin çalışma şeklini taklit eden YSA' lar Yapay Zeka çalışmaları içinde önemli bir yere sahiptir. “Evrensel Fonksiyon Yakınsayıcı Yöntem (Universal Function Approximators)” olarak tanımlanan YSA metodolojisi veriden öğrenebilme, genelleme yapabilme, sınırsız sayıda değişkenle çalışabilme vb. birçok önemli özelliğe sahiptir.

İnsan davranışlarını taklit etmek amacıyla geliştirilen yapay zeka uygulamalarının bir alt dalı olan yapay sinir ağları, ortaya çıkışından günümüze değin bir çok aşamalardan geçmiş ve son yıllardaki teknolojik gelişime paralel olarak gelişimini çok hızlı bir şekilde devam ettirmektedir.

YSA bugün fizik, matematik, elektrik ve bilgisayar mühendisliği gibi çok farklı bilim dallarında araştırma konusu haline gelmiştir. YSA' nın pratik kullanımı genelde, çok farklı yapıda ve formlarda bulunabilen verileri hızlı bir şekilde tanımlama ve algılama üzerinedir. Aslında mühendislik uygulamalarında YSA' nın geniş çaplı kullanımının en önemli nedeni, klasik tekniklerle çözümü zor problemler için etkin bir alternatif oluşturmasıdır.

3.1 Yapay Sinir Ağlarının Kullanımının Sebepleri

1- YSA' lar verilerden hareketle, bilinmeyen ilişkileri akıllıca hemen ortaya çıkarabilmektedir. Bu özellikleri, uygulama açısından son derece önemlidir. Ayrıca veri toplama için bir ön sorgulama ya da açıklama gerekmemektedir,

2. YSA' lar çözüm olarak genelleştirilebilir. Bir örnekten hareketle, diğer örneklerdeki benzerlikleri doğru olarak anlayabilirler. Genelleştirme yapılabilmesi bu bakımdan çok iyi bir özelliğidir, çünkü gerçek dünya verilerinde sürekli olarak gürültü ve bozucu etkiler mevcuttur.

3. YSA' lar lineer olmayan yapıdadır. Bu özellikleri nedeni ile daha karmaşık problemleri lineer tekniklerden daha doğru çözerler. Doğrusal olmayan davranışlar hissedilir, algılanır, bilinebilir, ancak bu davranışları ya da problemleri matematiksel olarak çözmek zordur.

4. YSA' lar insan beyni gibi paralel çalışabilirler. Bağımsız işlemleri aynı anda çok hızlı yürütebilirler. Paralel donanımlar yapıları gereği YSA' lara uygun olduğundan kendisine alternatif çözüm yöntemlerinden daha elverişlidir.

3.2 Yapay Sinir Ağlarının Uygulamadaki Dezavantajları

1- Bir problemin çözümünde çok uygun bir çözüm bulamayabilirler ve çözümde hata yapabilirler. Buna sebep ise eğitilecek bir fonksiyonun bulunamamasıdır. Fonksiyon bulunsa bile yeterli veri sağlanamayabilir.

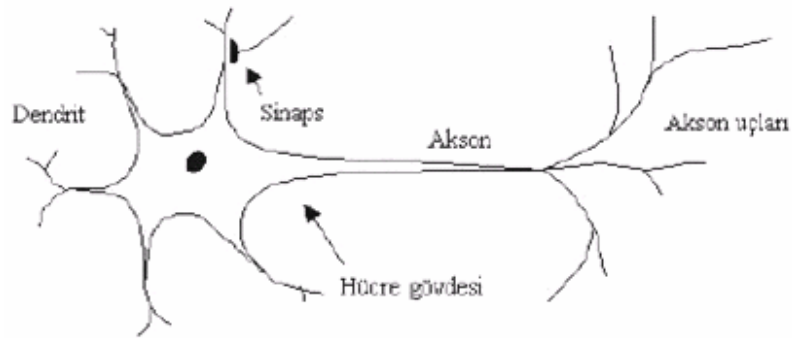
2- Sonuç almak yüzlerce giriş örneğinin hesaplanmasına bağlı olabilir. Ayrıca hangi ağırlığın sonucu nasıl etkileyeceğini tahmin etmek zordur.

3. YSA' larla bir dizi işlem yapmak, bunları eğitmek yavaş ve pahalı olabilir. Maliyeti arttıran sebeplerden ilki eğitme verilerinin toplanması ve değerlendirilmesidir. Doğru değerleri bulmak için deneyler yapmak gerekebilir.

4- Bir YSA' nın kalitesi ve kapasitesi uygulamadaki hızı ile orantılıdır. Yine de YSA' ların diğer çözümlerden daha doğru çözümler ürettikleri de bir gerçektir.

3.3 Sinir Ağlarının Biyolojik Yapısı

Biyolojik sinir ağlarının temel elemanı sinir hücreleridir. Bir sinir hücresinin temel elemanları hücre gövdesi, dendrit ve akson'dur. Sinir hücresine diğer sinir hücrelerinden gelen uyarımlar, dendritler aracılığıyla hücre gövdesine taşınır ve hücre içi aktivasyonun/kararlılık halinin bozulmasıyla oluşan bir kimyasal süreç içerisinde diğer hücelere aksonlarla iletilir; uyarımların diğer sinir hücrelerine taşınabilmesinde akson uçları ile dendritler arasındaki sinaptik boşluklar (sinaps) rol oynar. Sinaptik boşluk içinde yer alan “sinaptik kesecikler” gelen uyarımların diğer hücelere dendritler aracılığıyla geçmesini koşullayan elemanlardır. Sinaptik boşluğa, “sinaptik kesecikler” tarafından sağlanan nöro-iletken maddenin dolması uyarımların diğer hücelere geçişini koşullar. Hücelere gelen uyarımlarla uyumlu olarak hüceler arasındaki mevcut sinaptik ilişkilerin değişimi veya hüceler arasında yeni sinaptik ilişkilerin kurulması “öğrenme” sürecine karşılık gelir [24].



Şekil 3.1 Biyolojik sinir hücresi

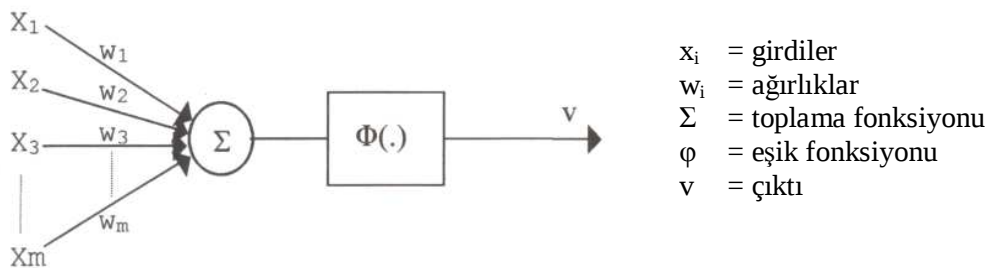
3.4 Yapay Sinir Ağının Tanımı ve Modeli

Yapay sinir ağları genel bir deyişle, insan beyninin çalışma prensibini taklit etme esası üzerine kurulmuş bilgi işleme yöntemleridir. Bu ağlar birbirine paralel olarak bağlanmış işlem elemanlarından (yapay sinir ağı hücresi, nöron, ünite, birim, düğüm) ve onların hiyerarşik bir organizasyonundan meydana gelirler. Yapay sinir ağlarının paralel yapılan, bilgisayarları geleneksel yöntemlerden çok daha farklı kullanarak özellikle seri bilgisayarlarda bilinen yöntemlerle yapılması mümkün olmayan ve çok zor olan bir takım işlevleri (ses ve örüntü tanıma gibi) rahatlıkla yapmaları, yapay sinir ağlarını üstün kılmıştır. Yapay sinir ağının temel düşüncesiyle insan beyninin fonksiyonları arasında benzerlikler vardır. Yapay sinir ağları, her ne kadar temel yapı itibarıyla bir kısım özellikleri insan beyninin fiziki özelliklerinden esinlenerek ortaya atılmış ise de, kesinlikle şu andaki halleri ile insan beyninin ne tam ne de yaklaşık bir modeli olarak değerlendirilemezler [25].

İnsan beyninin ne olduğu ve nasıl çalıştığı henüz kesinlik derecesinde keşfedilmiş sayılmaz. Günümüzde her ne kadar karmaşık matematiksel hesaplamaları ve hafıza işlemlerini eldeki mevcut bilgisayarlarla hızlı ve doğru yapmak mümkün ise de, aynı bilgisayarlarla beynin birçok basit fonksiyonunu (görmek, duymak koklamak vs.) yerine getirmek ya mümkün olmamakta veya oldukça zor olmaktadır. Aynı şekilde biyolojik beyin, tecrübe ile öğrenme ve bilgiyi kendi kendine yorumlama, hatta eksik bilgilerden sonuçlar çıkartma kabiliyetine sahiptir. Bu, daha çok biyolojik sistemlerin, hücreler üzerinde dağıtılmış bilgiyi paralel olarak işleme özelliklerinden kaynaklanır.

Hücreler birbirine bağlı ve paralel çalıştıklarından bazılarının işlevini yitirmesi halinde, diğerleri çalıştığı için sinir sistemi, fonksiyonunu tamamen yitirmez. İşte yapay sinir ağları, bu özellikleri bünyesinde toplayacak şekilde geliştirilmektedir.

Yapay sinir ağları, biyolojik sinir ağları gibi yapay sinir hücrelerinin veya işlem elemanlarının bir araya gelmesinden oluşur. Her bir işlem elemanı şekil-3.2 'da görüldüğü gibi beş parçadan oluşur. Bunlar; girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, eşik (dürtü veya çıktı) fonksiyonu ve çıktıdır.



Şekil 3.2 Doğrusal yapay sinir hücresi

Ağlarda kullanılan yapay sinirler, biyolojik sinirlerin benzer karakteristiklerini uygularlar. Tıpkı biyolojik sinir hücresi gibi, işlem elemanına birden fazla girdi gelmekte ve sadece bir çıktı gitmektedir. Girdiler, dentrit'lere benzer şekilde diğer yapay hücrelerden bağlantılar yardımıyla işlem elemanına bilgi gelmesini sağlarlar. Bazı durumlarda bir işlem elemanı kendisine de bilgi geri gönderebilir (feedback). Bahsedilen bu bilgiler elemanlar arasında bulunan bağlantı hatları üzerinde depolanır. Her bağlantının bir ağırlığı vardır. Bu ağırlık bir işlem elemanının diğeri üzerindeki etkisini gösterir. Ağırlık büyüdükçe etki de büyür. Ağırlığın sıfır olması hiç bir etkinin olmaması, negatif olması ise etkinin ters yönde olması demektir. Bu ağırlıklar sabit olabildikleri gibi değişken de olabilirler. Toplama fonksiyonu, bir işlem elemanına gelen net girdiyi hesaplayan bir fonksiyondur. Net girdi genellikle gelen bilgilerin ilgili bağlantıların ağırlıkları ile çarpılıp toplanması ile belirlenir. Bu nedenle adı, toplama fonksiyonu olarak verilmiştir. Eşik fonksiyonu da, toplama fonksiyonu tarafından belirlenen net girdiyi alarak, işlem elemanının çıktısını belirleyen fonksiyondur. Genel olarak türevi alınabilen bir fonksiyon olması tercih edilir (şekil 3.3). Toplama ve çıktı fonksiyonları, ilgili probleme bağlı olarak farklı şekiller alabilirler. İşlem elemanının çıktı ünitesi ise çıktı fonksiyonunun ürettiği dürtüyü diğer işlem elemanlarına veya dış dünyaya aktarma işlevini yapar. İşlem elemanları ağırlık topolojik yapısına bağlı olarak tamamen birbirinden bağımsız ve paralel olarak çalışabilirler. Şekil-3.2'de verilmiş olan yapay sinir hücresine $X_1, X_2, X_3 \dots X_i$ giriş işaretleri, uygulanmaktadır. Her giriş işareti, $W_1, W_2, W_3, \dots W_n$ ilgili ağırlık değerleriyle çarpılırken basit sinir modelinde, v çıkış ifadesi aşağıdaki şekilde bir yaklaşıklık yapılıır.

$$u = \sum_{i=0}^m W_i X_i + b \quad (3.1)$$

$$V = \phi(u) \quad (3.2)$$

Burada, girişler X , ağırlıklar W vektörüyle toplu olarak gösterilir. Giriş işaretleri biyolojik sinirlerin sinapsislerindeki işaretlere karşı düşen giriş hattındaki elektriksel etkinliği, ağırlık vektörüyle biyolojik sinirlerdeki sinaptik gücü ifade etmektedir. b , ise eşik değeri olarak adlandırılır. $\phi(.)$ fonksiyonu, bir lineer veya lineer olmayan fonksiyondur. Şekil 3.3'te $\phi(.)$ fonksiyonu için kabul görmüş gerçek biyolojik sinirlerin transfer fonksiyonuna yakın lineer olmayan fonksiyonlar görülmektedir. Bu şekilde V çıkış etkinliği VAR ve YOK olarak iki durum arasında sınırlandırılmış olmaktadır. Bu iki durum arasındaki durum değiştirmenin ayrıntıları $\phi(.)$ fonksiyonunun ayrıntılarıyla belirlenir. Yani V sinir çıkış etkinliği, sinire girişlerden gelen toplam etkinliğe, bir $\phi(.)$ eşik fonksiyonu üzerinden bağlıdır.

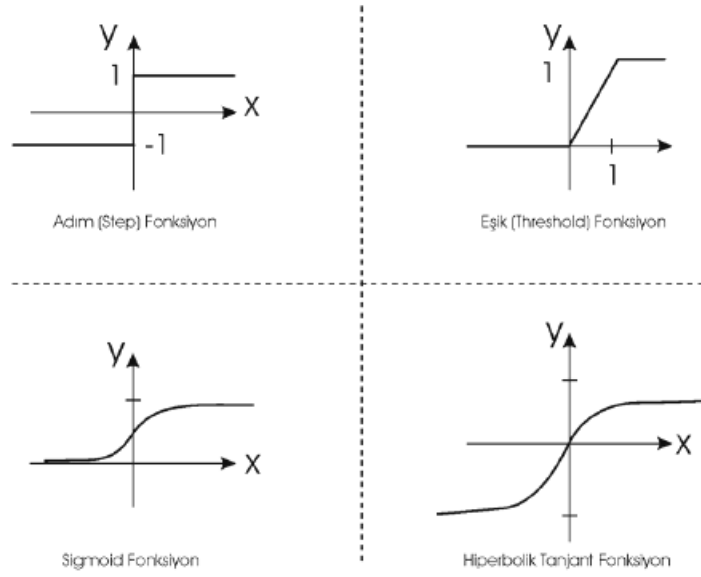
$$\phi(.) = u \quad (3.3)$$

$$\phi(.) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (3.4)$$

$$\phi(.) = \tanh() \quad (3.5)$$

$$\phi(u) = V \quad (3.6)$$

Eşik fonksiyonları, işlem elemanlarının sınırsız sayıdaki girişini önceden belirlenmiş sınırdaki çıkış olarak düzenler. En çok kullanılan eşik (aktivasyon) fonksiyonları, lineer, rampa, basamak ve sigmoid fonksiyonlarıdır. Şekil 3.3’ de bu fonksiyonlar gösterilmiştir.



Şekil 3.3 Aktivasyon fonksiyonları

3.5 Yapay Sinir Ağlarının Temel Özellikleri

Yapay sinir ağlarının hem popüler yapan, hem de geleneksel bilgi işleme metotlarından ayıran özellikleri vardır. Yapay sinir ağlarının bir takım özellikleri, her ne kadar ilgili problemin yapısına ve kullanılan sinir ağı modeline bağlı olsa da, genel özellikleri aşağıdaki gibi verilebilir [26].

Öğrenme: Ağ, kendisine gösterilen örnekleri tekrar tekrar inceleyerek aradaki ilişkiyi kavramaya çalışır. Her yeni örnek, ağın sahip olduğu bilgiye bir yenisini ekler ve bu işlem tekrar ettikçe ilgili problem hakkında bazı genellemeler yapılır.

Genelleme: Alışagelmiş bilgisayarların bir karakteristiği, istenen çıkışı üretmek için, tam olarak doğru girişlere ihtiyaç göstermeleridir. Öte yandan yapay sinir ağları, girişlerinde değişimler olsa bile doğru çıkışı üretebilirler. Sistem, daha önce o tipten hiç bir şey görmemiş olmasına rağmen, insanlar gibi tamam olmayan veya kısmen hatalı girişlerle bile, nesneleri tanıyabilmektedir.

Yapay sinir ağları tam doğru olmayan bir eğitim kümesinden, tam doğruyu çıkarabilirler. Ses tanımak için eğitilmiş bir yapay sinir ağına, gürültü tarafından bozulmuş ses verilebilir. Buna rağmen eğitimden sonra, sistem girişi bozuk ses olmasına rağmen, çıkışta ses mükemmel bir şekilde oluşturulabilir. Yani sistem, eğitim kümesinin özünü çıkarıp saklamıştır. Böylece, eksik veya gürültülü girişlere karşın uygun şekilde cevap verebilmektedir.

Hata Toleransı: Verilerde eğer bir eksiklik söz konusu olursa, geleneksel yöntemler çalışmazlar. Daha önce belirtildiği üzere, iyi eğitilmiş ve genelleme kapasitesi yüksek bir sinir ağı, kendisine takdim edilen veriler eksik olsa da karar verme işlemine devam eder. Aynı şekilde, yapay sinir ağı üzerinde birtakım problemler ve bozukluklar olabilir. Geleneksel sistemlerin tersine yapay sinir ağları, bu durumda da çalışmalarına devam ederler. Verilerdeki eksiklik veya yapay sinir ağındaki yapısal bozukluk arttıkça yapay sinir ağının performansı yavaş yavaş azalmaya başlar. Fakat sistem fonksiyonunu tamamen durdurmaz ve mutlaka bir sonuç üretilir. Bu özellikler yapay sinir ağının yapısından kaynaklanmaktadır. Geleneksel sistemlerin ardışık çalışmalarından dolayı, sistemdeki en küçük bir hatanın veya bozulmanın ulaşabileceği boyutlar düşünülürse bu özelliğin ne kadar önemli olduğu ortaya çıkar.

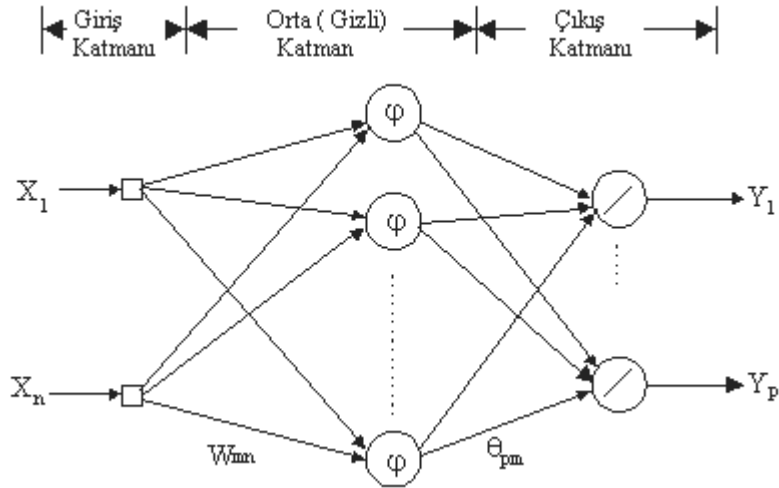
Hız: Bilgi işleme hızı bilgisayar teknolojisinde önemli bir yer teşkil eder. Sistemlerin her geçen gün biraz daha karmaşık olduğu, dolayısı ile daha fazla hacimde veriyi daha verimli bir şekilde işleme gerekliliği, yeni yazılım/donanım sistemlerinin zorunluluğunu ortaya çıkarmıştır. Diğer yandan insan beyni oldukça fazla bilgiyi gerçek zamanlı (real-time) olarak, oldukça hızlı bir şekilde işleyebilmektedir. Yapay sinir ağlarının da, yine birbirlerine bağlı ve paralel işlem elemanlarından oluştuğundan böyle hızlı işleyebilmeleri bu ağlara özellikle endüstriyel hayatta çok önemli olan gerçek zamanlı çalışma kabiliyeti kazandırır.

3.6 Yapay Sinir Ağlarının Yapıları ve Çeşitleri

Yapay sinir ağlarının görevlerini gerçekleştirmede, sahip oldukları fiziksel yapının da önemi vardır. Bugün 50' ye yakın farklı yapılanma, diğer bir deyişle farklı model, görülmekte ve bu sayı her geçen gün artmaktadır [27]. Farklı yapılaşma, işlem elemanlarının birbirleri ile olan bağlantılarından ve uygulanan öğrenme kuralından kaynaklanmaktadır. İşlem elemanları ya tamamen birbirleri ile bağlantılı veya yerel olarak gruplar halinde bağlantılı olabildikleri gibi değişik şekilde de birbirleri ile bağlanabilmektedirler. Bilgi akışı bu bağlantılar üzerinden tek yönlü olduğu gibi, çift yönlü de olabilir. Bir grup işlem elemanı bir araya gelerek bir katman oluştururlar. Genel itibariyle yapay sinir ağlarında 3 tür katman bulunur. Bunlar sinir ağının dış dünya ile bağlantısını kuran girdi katmanı, gelen bilgileri işleme kabiliyetine sahip ara katmanlar ve sinir ağının kararlarını dış dünyaya aktaran bir çıktı katmanıdır. Girdi katmanında çoğu zaman bilgi işleme söz konusu olmaz. Bu katmandaki işlem elemanları aldıkları bilgiyi herhangi bir değişikliğe uğratmadan ara katmandaki işlem elemanlarına aktarırlar. Burada sözü edilen bilgi, sinir ağının işlem elemanları arasındaki bağlantı hatları üzerinde bulunan ağırlıklarla ifade edilir. Dolayısı ile bilgi, bütün ağı dağıtılmış demektir. Bu bilgiler, yapay sinir ağının belleğidir veya diğer bir deyişle yapay sinir ağı eğitildikten sonra kullanılacağı sistem için bir veri tabanıdır.

3.6.1 İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (İBYSA)

İleri beslemeli YSA' da, hücreler katmanlar şeklinde düzenlenir ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan orta (gizli) katmandaki hücrelere iletir. Bilgi, orta ve çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenir. Bu yapısı ile ileri beslemeli ağlar doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştirir. İleri beslemeli 3 katmanlı YSA' nın, orta katmanında yeterli sayıda hücre olmak kaydıyla, herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabileceği gösterilmiştir. En çok bilinen geriye yayılım öğrenme algoritması, bu tip YSA ların eğitiminde etkin olarak kullanılmakta ve bazen bu ağlara geriye yayılım ağları da denmektedir. Şekil 3.4 de giriş, orta ve çıkış katmanı olmak üzere 3 katmanlı ileri beslemeli YSA yapısı verilmiştir.



Şekil 3.4 İleri beslemeli 3 katmanlı YSA.

İleri beslemeli 3 katmanlı ve çıkış katmanı doğrusal olan YSA' nın matematiksel modeli, X - giriş vektörünü, O - orta katman çıkış vektörünü, Y - ağ çıkış vektörünü, W ve θ ağ ağırlıklarını göstermek üzere denklem 3.7 deki gibi yazılabilir. X_0 ve O_0 girişleri, polarma girişleri olarak alınmıştır.

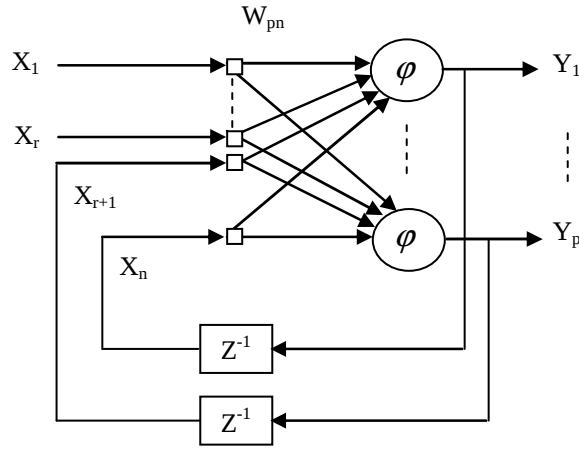
$$\begin{aligned} V_i &= \sum_j W_{ji} X_j, \quad O_j = \varphi(V_j) \quad i=0,1,2,...,m \quad j=0,1,2,...,n \\ Y_l &= \sum_j \theta_{lj} O_j \quad l=1,2,...,p \end{aligned} \quad (3.7)$$

Herhangi bir problemi çözmek amacıyla kullanılan YSA da, katman sayısı ve orta katmandaki hücre sayısı gibi kesin belirlenememiş bilgilere rağmen nesne tanıma ve sinyal işleme gibi alanların yanı sıra ileri beslemeli YSA, sistemlerin tanınması ve denetiminde de yaygın olarak kullanılmaktadır.

3.6.2 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (GBYSA)

Geri beslemeli YSA' da, en az bir hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücrelere giriş olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilir. Bu yapıyla ile geri beslemeli YSA, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterir. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli YSA yapıları elde edilebilir. Bu nedenle, bu bölümde bazı geri beslemeli YSA yapılarında örnekler verilecektir.

Şekil 3.5 de iki katmanlı ve çıkışlarından giriş katmanına geri beslemeli bir YSA yapısı görülmektedir.



Şekil 3.5 Geri Beslemeli İki Katmanlı YSA.

Şekil 3.5 de verilen geri beslemeli YSA da giriş vektörü, r adet dış giriş ve p adet gecikmiş ağ çıkışlarından oluşmaktadır. Buna göre YSA' nın giriş vektörü aşağıdaki gibi yazılabilir.

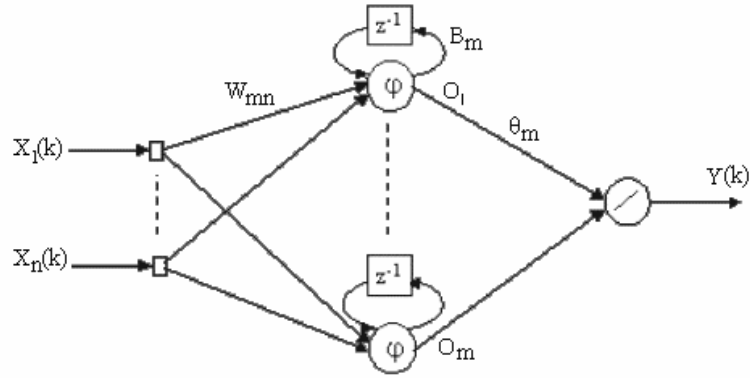
$$X = (X_1, X_2, \dots, X_r, Y_1(-1), Y_2(-1), \dots, Y_p(-1)) \quad (3.8)$$

Denklem 3.8 ile tanımlanan toplam $n=r+p$ adet ağ girişine göre YSA' nın çıkışları Denklem 3.9 deki gibi yazılabilir.

$$Y_i = \varphi(\sum W_{ji} . X_j) \quad j, i=0, 1, 2, \dots, p \quad (3.9)$$

3.6.2.1 Yöresel Geri Küresel İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (YGKİ)

Geri beslemeli YSA'ları; hücreler arası ya da katmanlar arası geri besleme yapılış şekline göre farklı isimlerle söylenir. Genellikle derecesi bilinmeyen dinamik sistemlerin tanımlanmasında kullanılan diğer bir YSA yapısı, gizli katman hücrelerinde öz geri beslemenin kullanıldığı ve yöresel geri-küresel ileri beslemeli (YGKİ) olarak söylenen Şekil 3.6 de verilen YSA' dır.



Şekil 3.6 YGKI yapay sinir ağı.

YGKİ ağlar, ileri beslemeli YSA' nın eğitim algoritmalarında gerçekleştirilen küçük değişikliklerle eğitilebilmeleri nedeniyle ileri ve geri beslemeli YSA' nın ortak özelliklerini taşımaktadır. Şekil 3.6 'ya göre YGKİ YSA' nın matematiksel ifadesi aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$V_j(k) = \sum_{i=0} W_{ji} . X_i(k) + B_j . O_j(k-1) \quad O_j(k) = \varphi(V_j(k)) \quad \varphi(V) = \frac{1 - e^{-V}}{1 + e^{-V}} \quad (3.10)$$

$$Y(k) = \sum \theta_j . O_j(k) \quad (3.11)$$

Özellikle bozucu ve ölçülemeyen girişleri olan dinamik sistemleri modellemek amacıyla yaygın olarak kullanılırlar.

3.7 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme ve Öğrenme Algoritmaları

Daha önce belirtildiği gibi bir yapay sinir ağının sahip olduğu bilgi, işlem elemanları arasındaki bağlantı hatları üzerinde saklanır ve ağırlıklar vasıtası ile gösterilir. Ağ, olaylar hakkında girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi, elde bulunan mevcut örneklerden genellemeler yaparak öğrenir ve bu genelleme ile yeni oluşan ve ortaya çıkan daha önce hiç görülmemiş olaylar hakkında karar verir. Bu bilgiyi işleme, ağın sahip olduğu tecrübeye göre, bilginin ara katmanlarda çağrıştırılması ile gerçekleştirilir.

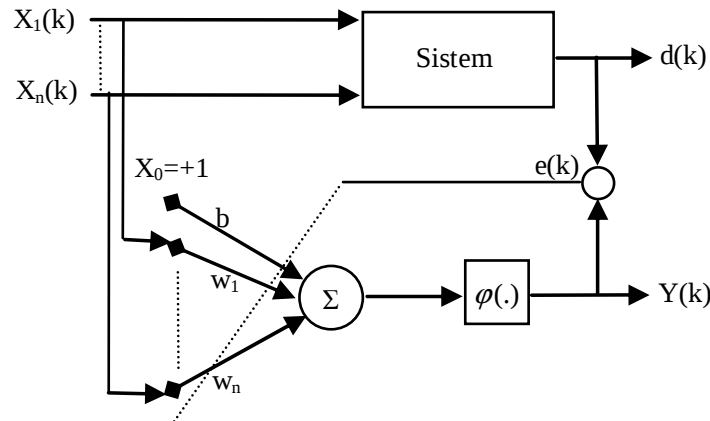
Yapay sinir ağının öğrenme işlemini gerçekleştirebilmesi için, sahip olduğu bütün ağırlıkların, ilgili problemde öğrenilmesi istenen özellikleri genelleştirecek şekilde doğru değerlere sahip olması gerekir. Bu doğruluk ne kadar artarsa ağın öğrenme işlemi o kadar iyi olur. Doğru ağırlık değerleri, bir öğrenme kuralına göre tespit edilirler. Çoğunlukla bağlantılara başlangıç değerleri olarak rasgele ağırlıklar atanır ve bu ağırlıklar eldeki örnekler incelendikçe

bir kurala göre değiştirilerek doğru ağırlık değerleri bulunmaya çalışılır. Bu işleme ise öğrenme denilir [28].

Eğitici Öğrenme: Bu yöntemde, dışardan bir eğitici sinir ağına müdahalesi söz konusudur. Eğitici, sinir ağının ilgili girdi için üretmesi gereken sonucu sinir ağı sistemine verir. Yani yapay sinir ağına girdi/çıkı ikilisinden oluşan örnekler sunulur. Bu ikili, ağın öğrenmesi gereken özellikleri temsil eder. Ağ girdi kısmını alır ve o anki bağlantı ağırlıklarının temsil ettiği bilgi ile bir çıktı oluşturur. Bu çıktı, olması gereken çıktı ile mukayese edilir ve aradaki hata tekrar ağı aktarılacak ağırlıklar bu hatayı azaltacak şekilde değiştirilir.

Eğitici Öğrenme: Bu durumda hiç bir eğiticiye ihtiyaç yoktur. Bu nedenle çoğu zaman buna kendi kendine organize olma (self-organized learning) da denilmektedir. Ağ, kendine gösterilen örnekleri alır ve belli bir kritere göre sınıflandırır. Bu kriter önceden bilinmeyebilir. Ağ, kendi öğrenme kriterlerini kendisi oluşturmaktadır.

Delta Kuralı (Eğim düşme) Öğrenme Algoritması: Eğim düşme (gradient descent) öğrenme algoritması veya “delta kuralı” öğrenme algoritması, sadece türetilebilir fonksiyonlara sahip olan ağlara uygulanabilmektedir. Eğitici bir öğrenme algoritmasıdır. w değişimi, hatanın eğiminin tersi yöndedir. Böylece, hata fonksiyonunun minimum olduğu yere doğru hareket edilmektedir.



Şekil-3.7 Doğrusal olmayan hücre modeli ve bir problemi öğrenme olayı

Aşağıdaki denklemlerde; “ E ” performans kriterini, “ α ” öğrenme oranını, “ e ” hatayı, “ d ” arzu edilen sistem çıkışı, “ X ” yapay sinir ağı girişlerini, “ Y ” yapay sinir ağı çıkışını, “ W_i ” ağırlıkları, “ ΔW_i ” ağırlıklara uygulanacak değişim miktarını, “ V ” net girişi temsil etmektedir.

$$e(k) = d(k) - Y(k) \quad (3.12)$$

$$E(k) = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (3.13)$$

$$\Delta W_i = \frac{\partial E(k)}{\partial W_i(k)} \quad (3.14)$$

Performans kriterinin hücrenin her hangi bir ağırlığına göre minimizasyonu, ilgili ağırlığa göre türevinin alınmasını gerektirir.

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_i(k)} = \frac{\partial E(k)}{\partial e(k)} \frac{\partial e(k)}{\partial Y(k)} \frac{\partial Y(k)}{\partial V(k)} \frac{\partial V(k)}{\partial W_i(k)} \quad (3.15)$$

Hücrenin matematiksel denklemlerinden yararlanılarak türevler alınırsa,

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_i(k)} = -e(k) \phi'(V(k)) X_i(k) \quad (3.16)$$

elde edilir.

YSA ile ilgili bir başka sorunda, düzgün bir öğrenme oranının (α) ayarlanmasıdır. Öğrenme oranını yüksek tutmak sistemin davranışın bozulmasına neden olabilir. Öte yandan çok küçük bir öğrenme oranı da öğrenme işleminin yavaşlamasına yol açar. Momentum (β) fikirsel olarak bu noktadan hareketle ortaya atılmıştır. Momentum mevcut delta ağırlığı üzerinden önceki delta ağırlığının belli bir kısmını içerir. Böylece daha düşük öğrenme oranıyla daha hızlı öğrenme elde edilir.

Denklem (3.16)'ye öğrenme oranı ve momentum katsayısı etki ettirilerek ilgili ağırlığın yeni değeri aşağıdaki gibi hesaplatılır.

$$W_i(k+1) = W_i(k) - (\alpha \Delta W_i(k) + \beta \Delta W_i(k-1)) \quad (3.17)$$

Doğrusal hücrelerde $\phi'(v(k))=1$ dir. Sigmoid fonksiyonlarının türevlerinin ise aşağıdaki gibi olduğu gösterilebilir.

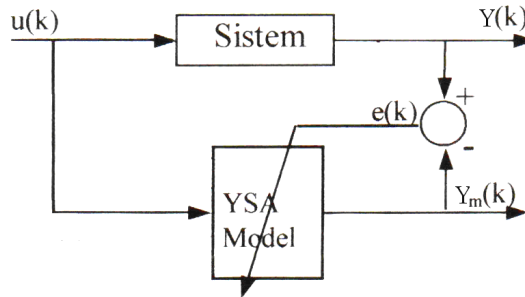
$$Y = \phi(V) = \frac{1}{1 + e^{-V}} \text{ ise } Y' = \phi'(V) = Y.(1 - Y) \quad (3.18)$$

$$Y = \phi(V) = \frac{1 - e^{-V}}{1 + e^{-V}} \text{ ise } Y' = \phi'(V) = (1 + Y)(1 - Y) \quad (3.19)$$

Bilinen hata geriye yayılması algoritmasının esası da, bu öğrenme kuralına dayanmaktadır.

3.8 Yapay Sinir Ağları ile Sistem Tanılama

Sistem tanılama, bir sistemin deneysel olarak elde edilen giriş çıkış verilerinden yararlanarak sistemin matematiksel modelini oluşturmaya çalışır. Şekil 3.8 temel bir sistem tanılama blok diyagramı gösterilmektedir [29].



Şekil 3.8 Sistem tanılama

3.8.1 Sistem Tanıma Aşamaları

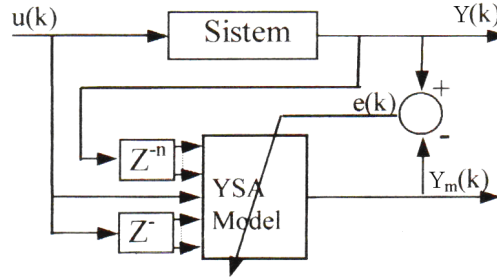
Sistem tanıma aşağıdaki 4 aşamadan oluşur [30-31];

1. Sistemin giriş-çıkış bilgilerinin elde edilmesi.
2. Model yapısının seçimi,
3. Model parametrelerinin kestirimi.
4. Modelin yapısının ve parametrelerinin uygunluğunun testi.

Tanınacak sisteme uygulanacak işaretler, sistem tanımada çok büyük öneme sahiptir. Girişler, sistemin tüm modlarını uyarabilmelidir. Bu yüzden girişler frekans yönünden çok zengin olmalıdır. Tüm frekansları içerdiği için rasgele işaretler kullanılır. Lineer sistemler için girişin genlik yönünden iki seviyeli olması yeterli olabilirken, lineer olmayan sistemlerde girişin genliği de rasgele olarak seçilmelidir.

3.8.2 Düz Modelleme

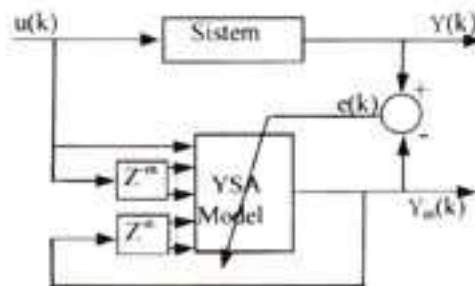
Bir sistemin düz yön dinamiklerini gösterecek şekilde yapay sinir ağı modelin seçilmesi ve eğitilmesi düz modelleme olarak söylenir. Şekil 3.9'de NARX ya da seri- paralel model yapısına göre bir sistemin yapay sinir ağı tam modeli verilmiştir.



Şekil 3.9 Yapay sinir ağı ile düz modelleme (NARX model)

Yapay sinir ağı ile bir sistemin NARX modeli, ileri beslemeli katmanlı yapay sinir ağı yapısı ile elde edilir ve yapay sinir ağı, sistem çıkışı ve model çıkışı arasındaki hataya göre geriye yayılım algoritması ile eğitilir.

Sistemlerin denetimi açısından önemli bir konu, denetlenen sistemin dinamik davranışlarının model ve denetleyici yapay sinir ağına tam olarak temsil edilmesidir. Bu ancak Dinamiklerin yapay sinir ağı yapısında tanımlanması ile sağlanabilir. Bu durumda geri beslemeli yapay sinir ağı yapılarına ihtiyaç duyulur ve NOE modeli olarak bilinen düz yapay sinir ağı model yapısı Şekil 3.10 'da görülmektedir.



Şekil 3.10 Yapay sinir ağı ile düz modelleme (NOE model)

Sistem tanılamada NARX model, kararlılık açısından ve statik geriye yayılım algoritması ile yapay sinir ağı eğitilebileceğinden tercih edilir. Ancak, gürültülü sistemlerde,

sistem çıkışına göre seçilen amaç ölçütü en azlanır. Dolayısıyla doğrudan ters modelleme yöntemi doğru amaca yönelik bir algoritma değildir ve sistem giriş sinyali ancak yeterince uyarmalı ise sistemin ters modelini öğrenebilir.

Gerçek sistem çıkışını kullanarak ters modeli eğitmenin sistem açısından uygun olmadığı durumlarda, eğitim işareti ile düz model çıkışı arasındaki hataya göre de ters model eğitilebilir ve gürültülü sistemlerde tercih edilir. Ancak bu durumda düz model tam doğru olamadığında elde edilen ters model, gerçek sistemin doğru bir ters modelini vermeyebilir. Ters modelin eğitimi için gerçek sistem çıkışının kullanılması durumunda, düz model tam doğru olmasa da, eğitim sonunda sistemin doğru bir ters modeli elde edilebilir.

Özelleştirilmiş ters modelleme yapısı, gerçekte bir denetim sistemidir. Ancak geri besleme olmadığından diğer yapay sinir ağı denetim sistemleri kadar robust (dayanıklı) olmayabilir [32].

3.9 Yapay Sinir Ağları ile Sistemlerin Denetimi

Denetim sistemleri teorisi, dinamik sistemlerin bir ya da birkaç değişkeninin arzu edilen sınırlar arasında tutulmasını sağlayacak şekilde denetim sisteminin analiz ve tasarımını kapsar. Denetlenen sistemin doğru bir matematiksel modeli biliniyorsa denetim problemi, eldeki bilgiye göre arzu edilen denetim girişini üretecek olan bir denetleyici tasarlamaktır. Doğrusal sistemler için zaman ve frekans domeninde çeşitli denetim sistemi analiz ve tasarım yöntemleri geliştirilmiştir. Parametreleri bilinmeyen doğrusal sistemlerin denetimi için çeşitli uyarlamalı denetim yapıları incelenmiş ve bütün bir sistemin kararlılığını sağlayacak şekilde denetim parametrelerini ayarlama kuralları belirlenmiştir. Sonuçta sistemin modeli ile bazı ön bilgiler olması durumunda kararlı uyarlama kurallarının belirlenebileceği gösterilmiş ve çalışmalar çeşitli bozucu şartlar altında denetim sisteminin öz yeteneğini koruma ve geliştirmesini sağlayacak şartların belirlenmesine doğru yönelmiştir.

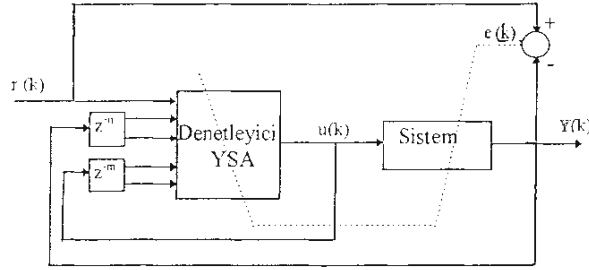
Yapay sinir ağlarının yapısı ve özellikleri nedeniyle doğrusal olmayan sistemlerin uyarlamalı denetimindeki etkinliği, çalışmaların yapay sinir ağları ile denetim alanında yoğunlaşmasına neden olmuştur. Yapay sinir ağlarıyla sistem denetiminde, doğrusal sistemlerin denetiminde kullanılan uyarlamalı denetim yapıları esas alınmış ve doğrusal olmayan sistemler için yapay sinir ağlarının denetim yetenekleri incelenmiştir.

Uyarlamalı denetimde, genel olarak doğrudan ve dolaylı uyarlamalı denetim olmak üzere iki çeşit denetim yapısı incelenmiştir. Doğrudan uyarlamalı denetimde, sistemin düz modeli kullanılmaksızın sistemin arzu edilen şekilde davranmasını sağlayacak denetleyici parametreleri ayarlanır. Dolaylı denetimde ise sistemin düz modelinin parametreleri kullanılarak

denetim isteklerini sağlayacak şekilde denetleyici parametreleri ayarlanır. Denetim sistemi için arzu edilen çıkışın, sistemin dinamiklerine uygun bir referans modelden sağlandığı denetim sistemleri, model referans denetim olarak söylenir ve bu denetim sistemleri de doğrudan ve dolaylı uyarlamalı denetim yapıları ile incelenir [33].

3.9.1 Doğrudan Uyarlamalı Denetim

Doğrudan denetimde temel amaç, sistemin doğru bir ters modelinin belirlenmesidir. Bu nedenle, sistemin ters YSA modeli denetleyici olarak kullanılır. Denetleyici YSA, referans girişten yararlanarak sistem girişini belirlemelidir. YSA model, sistemin tersini tam olarak temsil edebilirse sistemin çıkışı, referans girişe eşit olacaktır. Şekil 3.13 de, doğrudan uyarlamalı denetim yapısı görülmektedir.



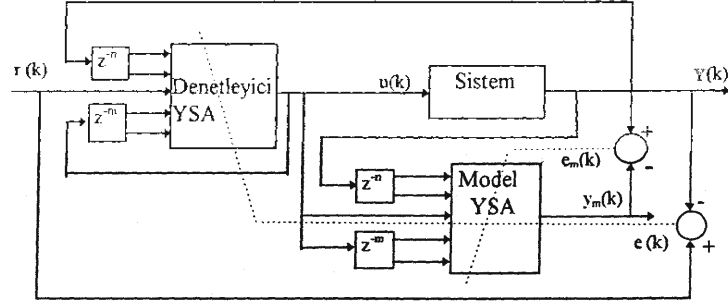
Şekil 3.13 Doğrudan Uyarlamalı Denetim.

Denetleyici YSA, referans giriş ile sistem çıkışı arasındaki hataya göre eğitildiğinde sistem çıkışının, sistem girişine göre doğru eğiminin hesaplanması gerekir. Sistemin doğrusal olmayan ilişkisi bilinemediğinde bu eğimi yaklaşık olarak hesaplamak ancak sayısal çözümleme yöntemleri ile mümkündür. Denetlenen sistemin zaman sabitesi çok küçük ya da çok büyük olduğunda ve sisteme bozucu girişler olması durumunda bu eğitim doğru olarak hesaplamak oldukça zordur. Bu şartlarda bulunan eğitim, denetleyici YSA'nın eğitiminde belirsizliklere neden olabilir. YSA'nın eğitimi için eğimin gerçek değer yerine işareti de yeterli olduğundan eğimin işareti belirlenerek de denetleyici YSA eğitilebilmektedir [33].

3.9.2 Dolaylı Uyarlamalı Denetim

Doğrudan denetim yapısında, sistem çıkış hatası doğrusal olmayan sistem üzerinden yayılarak denetleyici YSA'nın eğitilmesi gerekir. Yaklaşık yöntemlerle sistem çıkış hatası geriye yayılmakla birlikte sistemin doğru bir ters modeli elde edilemeyebilir. Bu nedenle dolaylı

uyarlamalı denetim yönteminde, sistem yerine sistemin düz modeli kullanılarak sistem çıkış hatası, düz model üzerinden geriye yayılır ve denetleyici YSA eğitilir.



Şekil 3.14 Dolaylı Uyarlamalı Denetim.

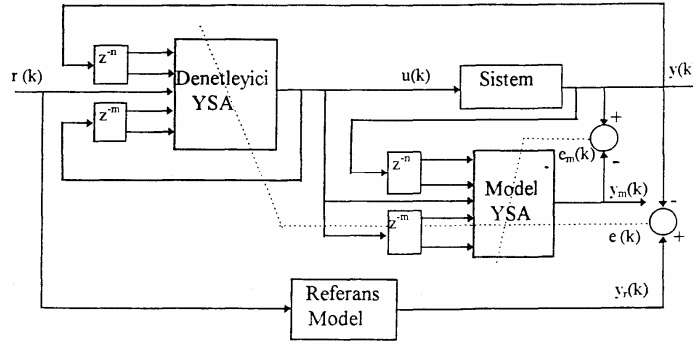
Sistemin ters dinamiklerinin, denetleyici YSA' da tam doğru olarak tanımlanamadığı durumlarda dolaylı uyarlamalı denetim yapısı tercih edilir. Model YSA, gerçek zaman dışı eğitildikten sonra denetleyici YSA, gerçek zamanda eğitilebilir. Ancak, dinamikleri hızlı değişen sistemler için bozucu girişlere karşı denetim sisteminin davranışının iyi olabilmesi için model YSA' nın da gerçek zamanda eğitimine devam edilmesi ve denetleyici YSA' dan daha sık aralıklarla eğitilmesi uygundur [33].

3.9.3 Model Referans Uyarlamalı Denetim

Model referans uyarlamalı denetimde, kapalı çevrim denetim sisteminin arzu edilen davranışı, sistemin dinamiklerine uygun ve kararlı bir referans model ile tanımlanır. Referans model girişi $r(k)$ ve çıkışı $Y(k)$ ile gösterilirse denetim sisteminin amacı, sistem çıkışının, referans model çıkışını doğru olarak izlemesini sağlayacak şekilde denetim girişini belirlemektir[33].

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|Y_r(k) - Y(k)\| \leq \varepsilon \quad (3.20)$$

Referans modelin birim kazançlı olduğu düşünülürse model referans denetim yapısı doğrudan ya da dolaylı uyarlamalı denetim yapısına dönüşür. Şekil 3.15 de dolaylı model referans denetim yapısı görülmektedir.



Şekil 3.15 Dolaylı Model Referans Uyarlamalı Denetim.

Model referans denetim de doğrudan ya da dolaylı denetim yapıları ile gerçekleştirilebilir Doğrudan model referans denetimde, sistemin düz modeli kullanılmazken dolaylı model referans denetimde, sistemin düz modeli ile birlikte denetleyici YSA olarak sistemin ters modeli de kullanılır. Düz model, denetleyici YSA' nı eğitmek amacıyla kullanılır ve dinamik sistemler için denetleyici YSA' daki geri beslemeler nedeniyle dinamik geriye yayılım algoritmaları ile eğitilir [33]. Doğrudan model referans uyarlamalı denetimde doğrusal olmayan sistem üzerinden denetleyici YSA' nın eğitilmesi gerekir.

3.10 Yapay Sinir Ağları ile Asenkron Motor Hız/ Konum Tahmini Üzerine Yapılan Çalışmalar

Kaynak [5]'de asenkron motorun modelinden yararlanılarak akım denklemlerinde bulunan hız değişkeni çekilerek rasyonel iki fonksiyon elde edilmiştir. Bu fonksiyonlar motorun akım ve gerilimlerinin bir fonksiyonudur. Bu fonksiyonların herhangi birinin payı ve paydası ayrı ayrı YSA' ya öğretildikten sonra YSA çıktıları birbirine oranlanarak ve sıfır geçiş filtresi (fonksiyonun sıfır geçişlerini algılar) kullanılarak hız tahmini yapılmıştır. Paydanın sıfıra gitmesi durumunda hız tahmin doğruluğu zayıflar. Bu filtre sayesinde bu durum engellenmiştir. Duran çatı dq eksenli dinamik denklemleri,

$$v = AI \quad (3.21)$$

$$v = \begin{bmatrix} v_{sd} & v_{sq} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (3.22)$$

$$A = \begin{bmatrix} R_s + pL_s & 0 & pL_m & 0 \\ 0 & R_s + pL_s & 0 & pL_m \\ pL_m & \omega_r L_m & R_r + pL_r & \omega_r L_r \\ -\omega_r L_m & pL_m & -\omega_r L_r & R_r + pL_r \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

$$I = \begin{bmatrix} i_{sd} & i_{sq} & i_{rd} & i_{rq} \end{bmatrix}^T \quad (3.24)$$

Bu denklemlerde rotor akımları A' nın son iki denkleminde çekildiğinde,

$$i_{rd} = \frac{1}{L_m} \left[\int (v_{sd} - R_s i_{sd}) dt - L_s i_{sd} \right] \quad (3.25)$$

$$i_{rq} = \frac{1}{L_m} \left[\int (v_{sq} - R_s i_{sq}) dt - L_s i_{sq} \right] \quad (3.26)$$

elde edilir.

Denklem (3.25) ve (3.26), A' nın ilk iki denkleminde yerine konularak hız çekilirse,

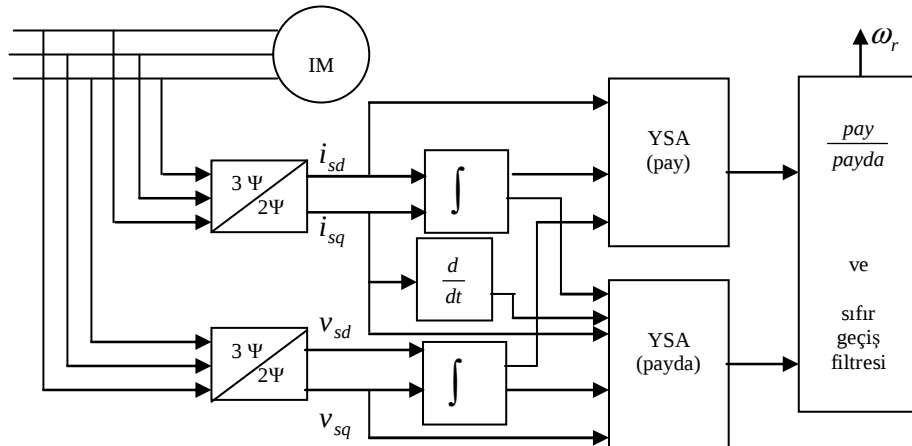
$$\omega_r = \frac{- \left[\sigma^2 \frac{di_{sd}}{dt} - R_r L_s i_{sd} + R_r \int v_{xd} dt + L_r v_{xd} \right]}{\sigma^2 i_{sq} + L_r \int v_{xq} dt} \quad (3.27)$$

$$\omega_r = \frac{\left[\sigma^2 \frac{di_{sq}}{dt} - R_r L_s i_{sq} + R_r \int v_{xq} dt + L_r v_{xq} \right]}{\sigma^2 i_{sd} + L_r \int v_{xd} dt} \quad (3.28)$$

Bu denklemler elde edilir.

Burada,

$$v_{xd} = v_{sd} - R_s i_{sd} , \quad v_{xq} = v_{sq} - R_s i_{sq} \quad \text{ve} \quad \sigma^2 = L_m^2 - L_r L_s . \quad (3.29)$$



Şekil 3.16 Yapay sinir ağı ile hız oluşturma blok diyagramı

Kaynak [6]'da motorun gerilim modeli referans model olarak kullanılmış ve akım modeli doğrusal YSA ile gerçekleştirilmiştir. Bu gerçeklemede, akım modeli hız katsayısı YSA' daki ağırlığa karşılık gelmektedir. Akım modeli ile gerilim modeli arasındaki hata geriye yayılım öğrenme algoritması ile minimize edilerek akılar model akılarına yaklaştırılırken ilgili ağırlık hızla yakınsamaktadır. Bu YSA' da $\alpha - \beta$ eksenli akım ve akı bileşenlerinin gecikmişleri YSA' ya giriş olarak uygulanmış ve YSA çıkışı akı olarak alınmıştır. Motorun gerilim ve akım modeli,

$$\frac{d\vec{\phi}_r}{dt} = \frac{L_r}{L_m} (\vec{v}_s - R_s \vec{i}_s - \sigma L_s \frac{d\vec{i}_s}{dt}) \quad (3.30)$$

$$\frac{d\vec{\lambda}_r}{dt} = \left(\frac{-1}{T_r} I + \omega_r J \right) \vec{\lambda}_r + \frac{L_m}{T_r} \vec{i}_s \text{ ' dir.} \quad (3.31)$$

Burada,

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad T_r = \frac{L_r}{R_r} \text{ ve } \sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r} \text{ ' dir.}$$

Akım modeli ayrık zamana dönüştürüldüğünde,

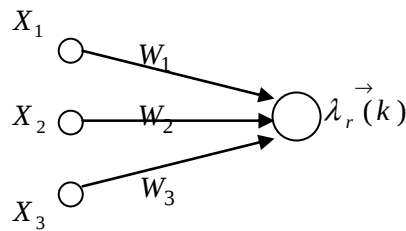
$$\vec{\lambda}_r(k) = W_1 X_1 + W_2 X_2 + W_3 X_3 \text{ ifade edilebilir.} \quad (3.32)$$

Burada,

$$W_1 = 1 - \frac{T}{T_r}, \quad W_2 = \omega_r T, \quad W_3 = \frac{L_m}{T_r} T \text{ ağırlıklar,}$$

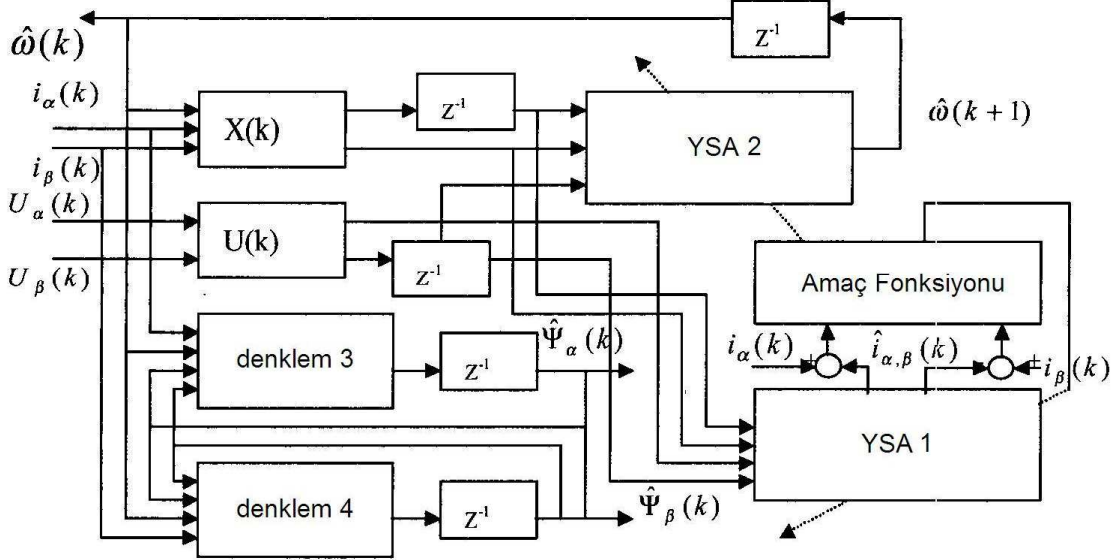
$$X_1 = I \vec{\lambda}_r(k-1), \quad X_2 = J \vec{\lambda}_r(k-1), \quad X_3 = I \vec{i}_s(k-1) \text{ giriş vektörüdür.}$$

T: Örnekleme periyodudur. W_2 ağırlığından $\omega_r = \frac{W_2}{T}$ olarak elde edilir.



Şekil 3.17 İki katmanlı yapay sinir ağı yapısı

Kaynak [7]'de hız tahmini için 2 tane YSA kullanılmıştır. 1. YSA motorun akımlarını öğrenmek için, 2. YSA ise motor akımları ile model akımları arasındaki hatadan faydalanılarak hızı öğrenmek için kullanılmıştır. Böylece 2. YSA çıkışı tahmin edilen hız olarak sisteme dahil edilmiştir.



Şekil 3.18 Yapay sinir ağı ile hız tahmin bloğu

Duran çatı ($\alpha\beta$) denklemleri şekil 3.18' de görülen denklem 3 bloğu ve denklem 4 bloğu sırasıyla,

$$\psi_\alpha(k+1) = \alpha_1 \psi_\alpha(k) + \alpha_2(k) i_\alpha(k) - \Delta T \omega(k) \psi_\beta(k) \quad (3.33)$$

$$\psi_\beta(k+1) = \alpha_1 \psi_\beta(k) + \alpha_2(k) i_\beta(k) + \Delta T \omega(k) \psi_\alpha(k) \quad (3.34)$$

denklem (3.33) ve (3.34)' de verilen,

$$\alpha_1 = (1 - \frac{\Delta T}{\tau_r}) , \quad \alpha_2 = \Delta T R_r , \quad \tau_r : \frac{L_r}{R_r} \text{ ve } \Delta T : \text{Örnekleme periyodudur.}$$

Şekil 3.18' deki amaç fonksiyonu bloğu,

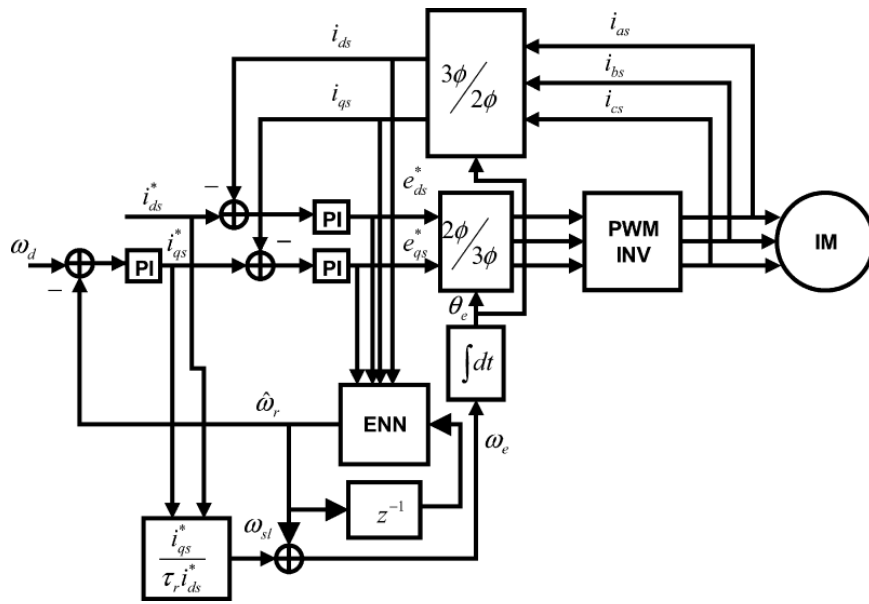
$$J = K_1 (i_\alpha(k) \hat{i}_\alpha(k)) + K_2 (i_\beta(k) - \hat{i}_\beta(k)) \text{ olarak tanımlanır.} \quad (3.35)$$

Buradaki K_1 ve K_2 : denklem (3.35)' deki hataların çabucak sıfıra düşmesi için kullanılan kazanç değerleridir. YSA' ların eğitimi on-line olarak gerçekleştirilmiştir.

Kaynak [8]'de dört katmanlı ileri beslemeli YSA yapısı kullanılarak motorun hızı (ω_r) ve elektriksel torku (T_e) öğretilmiştir. YSA' ya stator akım ve gerilimleri giriş olarak uygulanmıştır. Geriye yayılım algoritması ile off-line ve toplu olarak eğitim gerçekleştirilmiştir.

Kaynak [9] ve [10]'da çok katmanlı ileri beslemeli YSA yapısı kullanılarak motorun hızı (ω_r) öğretilmiştir. Geriye yayılım algoritması ile off-line ve toplu olarak eğitim gerçekleştirilmiştir. Eğitilen YSA kapalı çevrim hız tahminci olarak kullanılmıştır. YSA girişleri; stator akım ve gerilimleridir.

Kaynak [11]' de çok katmanlı ve geri beslemeli Elman YSA kullanılarak parametre değişimine ve sistem gürültüsüne karşı dayanıklılık artırılmaya çalışılmıştır. YSA' ya giriş olarak stator akım ve gerilimlerinin yanı sıra motor kayma hızı (ω_{sl}) uygulanmıştır. YSA' nın eğitimi online olarak gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.19 Asenkron motorun Elman YSA ile vektör kontrol bloğu

4. ASENKRON MOTORLARIN YAPAY SİNİR AĞI (YSA) İLE ALGILAYICISIZ HIZ KONTROLÜ

Asenkron motorların hız kontrolü için konum ve hız bilgisi gerekmektedir. Dolayısıyla hız bilgisini almak için hız algılayıcılarına ihtiyaç vardır. Ancak hız algılayıcıları gücü 10 kW'ın altındaki bir makine için yaklaşık makine ile aynı maliyettedir. Ayrıca algılayıcının makine ile birlikte kullanılması da ilave masraflar gerektirmektedir. Bundan dolayı asenkron motorun vektör kontrolü için araştırmalar sürücü sistemin karmaşıklığını ve maliyetini azaltacak algılayıcısız bir sistem tasarımı üzerine yoğunlaşmış ve son yıllarda birçok yöntem geliştirilmiştir [34-35]. Bu çalışmalarda temel amaçlar,

- Donanım karmaşıklığı ve maliyetini azaltmak,
- Mekanik sağlamlılığı artırmak,
- Kötü ortamlarda çalışabilme,
- Daha yüksek güvenilirlik,
- Bakım ihtiyaçlarını azaltmak,
- Gürültü bağısıklığını artırmak,
- Makine ataletini etkilememektir.

Asenkron motor sürücülerde algılayıcısız kontrolün temel teknikleri şöyle sıralanabilir.

- Tahmin ediciler,
- Model referans uyarlamalı sistemler,
- Gözlemleyiciler,
- Yumuşak hesaplama tekniklerine dayalı akıllı algoritmalar

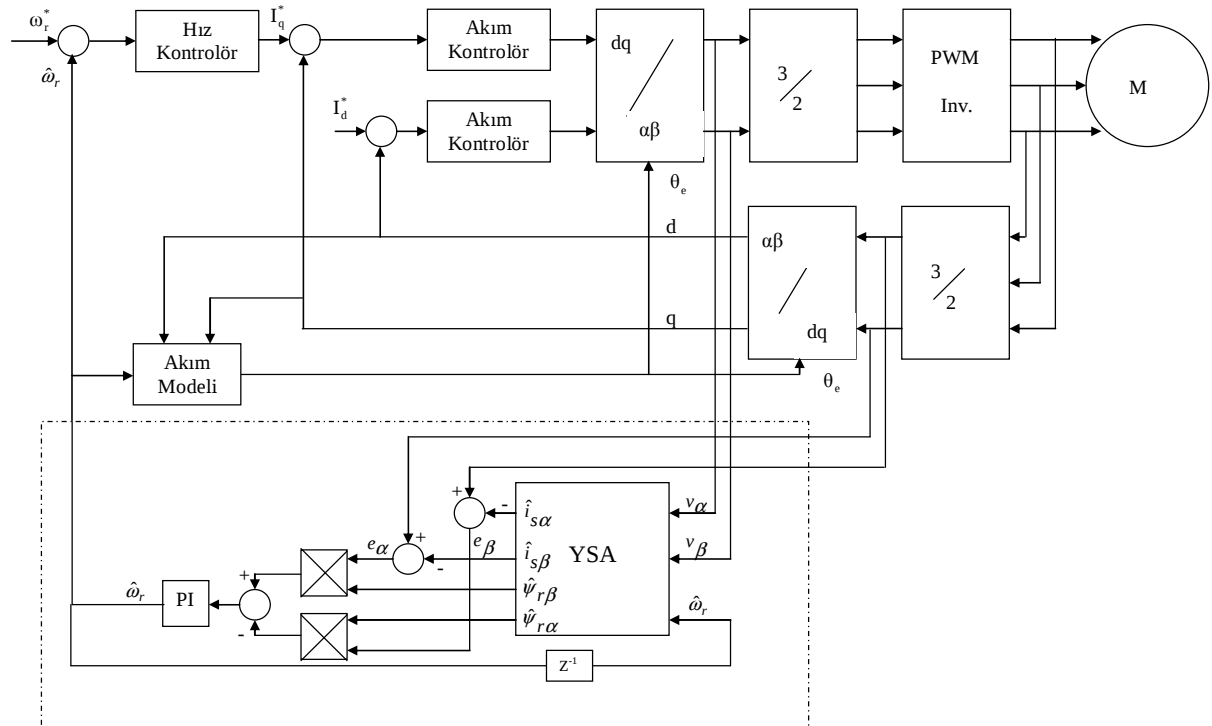
Geleneksel yöntemlerle asenkron motorlar için hız/konum gözlemleyicileri tasarlanabilmekte ancak, bu gözlemleyicilerin motorun elektriksel ve mekaniksel parametrelerinin değişimine karşı dayanıklılığı yeterli olamamaktadır. Bu tezde öğrenmeli bir sistem olan YSA ile dayanıklı bir hız gözlemleyici tasarlanarak bu sorunların giderilmesi amaçlanmıştır.

Doğrusal olmayan ve modellenemeyen dinamikleri bulunan sistemlerde geleneksel yöntemlerin yerine YSA gibi akıllı sistemlerin kullanımı teknolojik gelişime paralel olarak hızla artmaktadır. YSA' nın doğrusal olmayan yapısı, uyarlama ve genelleme yeteneklerine sahip olmasından dolayı elektrik motorlarında hız ve konum algılayıcı olarak kullanımına neden olmuştur [36-37].

Bu bölümde, asenkron motora uygulanan farklı referanslar için algılanan hız ve konum davranışları, simülasyon için hazırlanmış blok şema ve program akış şeması incelenmiştir.

4.1 Asenkron Motorlarda Yapay Sinir Ağı (YSA) ile Hız/ Konum Tahmini

Asenkron motorlarda üç fazlı akımlar mevcuttur ve bunlar birbirlerine sıkıca bağımlıdırlar. Bu, akımların hiçbirinin bağımsız olarak kontrol edilemeyeceği anlamına gelir. Bu akımları i_s vektörüyle temsil edersek, doğru akım motorlarının aksine, moment veya akı ile i_s arasında doğrusal bir ilişki olmadığını söyleyebiliriz. Vektör kontrolünde amaç, motorun kontrol girişleri olan stator geriliminin genliği ve frekansı yanında fazını da göz önüne alarak bir kontrol sağlamaktır. Alan yönlendirmeli vektör kontrolü ile asenkron motorun rotor akısı sabit tutularak doğru akım motoruna benzer davranış elde edilir. Bunu gerçekleştirmek için, kontrol yöntemi zamana ve hıza bağımlı 3-fazlı bir sistemi zamandan bağımsız iki koordinat (d - q koordinatları) sistemine dönüştüren dönüşümlere ihtiyaç duyulur [17]. Bu kontrol yöntemi bahsedilen dönüşümlere gerek duyduğundan kontrol yapısında elektriksel değişkenlerin ani değerleri her an için mevcuttur. Bu bakımdan vektör kontrollü motorun performansı artmaktadır. Çünkü stator akımının moment ve akı bileşenlerinin referans (hedef) değerlerine ulaşmak ve hatta doğrudan moment kontrolünü yapmak kolaylaşır. Moment, stator akım vektörünün moment bileşenini (I_q) kontrol ederek denetlenebilmektedir.



Şekil 4.1 Vektör denetimli bir ASM' de YSA ile hız/konum tahmin bloğu.

Şekil (4.1)' de verilen asenkron motorun kontrolünün yapılabilmesi için iki faz akımının ve hız/konumun ölçülmesi gerekir. 3-faz akım bilgisi varsa, clarke ve daha sonra park dönüşümleriyle i_d ve i_q akımları hesaplanabilir. Kapalı çevrim kontrol için gerekli olan hız/konum bilgisi, mekanik algılayıcılarla değil de motorun ölçülebilen akım ve gerilim büyüklükleri yardımıyla bulunur. Bölüm 2' de açıklanan algılayıcısız hız kontrol yöntemlerinden; Luenberger Gözlemleyici yapısı, parametre değişimlerine duyarlı ve öğrenmeli bir yapı olan YSA' ya uyarlanmıştır. YSA' ya giriş olarak, motor gerilimleri v_α , v_β ve tahmin edilen rotor hızı $\hat{\omega}_r$ uygulanmıştır. YSA çıkışında ise $\hat{i}_{s\alpha}$ ve $\hat{i}_{s\beta}$ elde edilmiştir. Daha sonra bölüm 2' de verilen denklem (2.38)' den,

$$\hat{\omega}_r = k_p (e_{is\alpha} \hat{\psi}_{r\beta} - e_{is\beta} \hat{\psi}_{r\alpha}) + k_i \int (e_{is\alpha} \hat{\psi}_{r\beta} - e_{is\beta} \hat{\psi}_{r\alpha}) dt$$

tahmin edilen hız $\hat{\omega}_r$ bulunur. $\hat{\omega}_r$, referans hız ω_r^* ile karşılaştırıldıktan sonra aradaki fark bilgisi PI hız kontrolör aracılığıyla motorun referans moment akım bileşenine I_q^* dönüştürülmektedir. Akı bileşeni I_d^* akımı da sabit bir değer girilir. Moment ve akı bileşenlerinin referans değerleri I_q^* ve I_d^* belirlendikten sonra ölçülen motor akımları i_q ve i_d ile karşılaştırılır. Aradaki fark PI akım kontrolörleri aracılığıyla referans v_q ve v_d gerilim değerlerine dönüştürülür. Bu gerilimler ters Clarke ve Park dönüşümleri aracılığıyla referans v_α , v_β ve v_c gerilim değerlerine dönüştürülür. Bu gerilimlerin bünyesinde hem genlik hem de frekans bakımından motora uygulanması gereken gerilimlerin bilgisi mevcuttur. Bu nedenle çeşitli modülasyon teknikleriyle kontrollü güç kaynağında bulunan yarı iletken anahtar elemanların sürülmesi için ilgili PWM sinyalleri üretilebilmektedir.

4.2 Asenkron Motorun Ayırık Zaman d - q ve α - β Modelleri

Bölüm 2' de verilen asenkron motor matematiksel modelindeki denklem takımı, Matlab M-dosyasında kullanılmak için aşağıdaki gibi geri fark yöntemi kullanılarak sürekli zamandan ayırık zamana dönüştürülmüştür.

Motorun stator gerilim denklemleri (2.23-2.26)' dan aşağıdaki gibi ayrıştırılarak stator ve rotor akı halkalama denklemleri:

$$\psi_{s\alpha}(k) = \psi_{s\alpha}(k-1) + T(v_{s\alpha}(k-1) - i_{s\alpha}(k-1)/R_s) \quad (4.1)$$

$$\psi_{s\beta}(k) = \psi_{s\beta}(k-1) + T(v_{s\beta}(k-1) - i_{s\beta}(k-1)/R_s) \quad (4.2)$$

$$\psi_{r\alpha}(k) = \psi_{r\alpha}(k-1) + T((-i_{r\alpha}(k-1)R_r) + (-\psi_{r\beta}(k-1)\omega_r(k-1))) \quad (4.3)$$

$$\psi_{r\beta}(k) = \psi_{r\beta}(k-1) + T((-i_{r\beta}(k-1)R_r) + (-\psi_{r\alpha}(k-1)\omega_r(k-1))) \quad (4.4)$$

olarak elde edilir.

Stator ve rotor akım denklemleri:

$$i_{s\alpha}(k) = (\psi_{s\alpha}(k)L_r) - (\psi_{r\alpha}(k)L_m)/K \quad (4.5)$$

$$i_{s\beta}(k) = (\psi_{s\beta}(k)L_r) - (\psi_{r\beta}(k)L_m)/K \quad (4.6)$$

$$i_{r\alpha}(k) = (\psi_{r\alpha}(k)L_s) - (\psi_{s\alpha}(k)L_m)/K \quad (4.7)$$

$$i_{r\beta}(k) = (\psi_{r\beta}(k)L_s) - (\psi_{s\beta}(k)L_m)/K \quad (4.8)$$

olarak elde edilir.

Motorun elektriksel momenti,

$$M_e(k) = (3 \frac{P}{2} L_m)(i_{s\beta}(k)i_{r\alpha}(k) - i_{s\alpha}(k)i_{r\beta}(k)) \quad (4.9)$$

motorun hızı,

$$\omega_r(k) = \frac{2J}{2J + f_v PT} \omega_r(k-1) + \frac{PT}{2J + f_v PT} (M_e(k) - T_L(k)) \quad (4.10)$$

motorun senkron hızı,

$$\omega_e(k) = \frac{R_r}{L_r} \frac{I_q^*(k)}{I_d^*(k)} + \omega_r(k) \frac{P}{2} \quad (4.11)$$

ve motorun elektriksel konumu,

$$\theta(k) = \theta(k-1) + \omega_e(k)T \quad (4.12)$$

şeklinde elde edilir.

Duran referans çatı ($\alpha\beta$) akım denklemlerinden park dönüşümü kullanılarak senkron referans çatı (dq) akım denklemleri aşağıdaki gibi ayrıklaştırılmıştır.

$$i_q(k) = i_{s\beta}(k)\cos(\theta(k)) - i_{s\alpha}(k)\sin(\theta(k)) \quad (4.13)$$

$$i_d(k) = i_{s\alpha}(k)\cos(\theta(k)) + i_{s\beta}(k)\sin(\theta(k)) \quad (4.14)$$

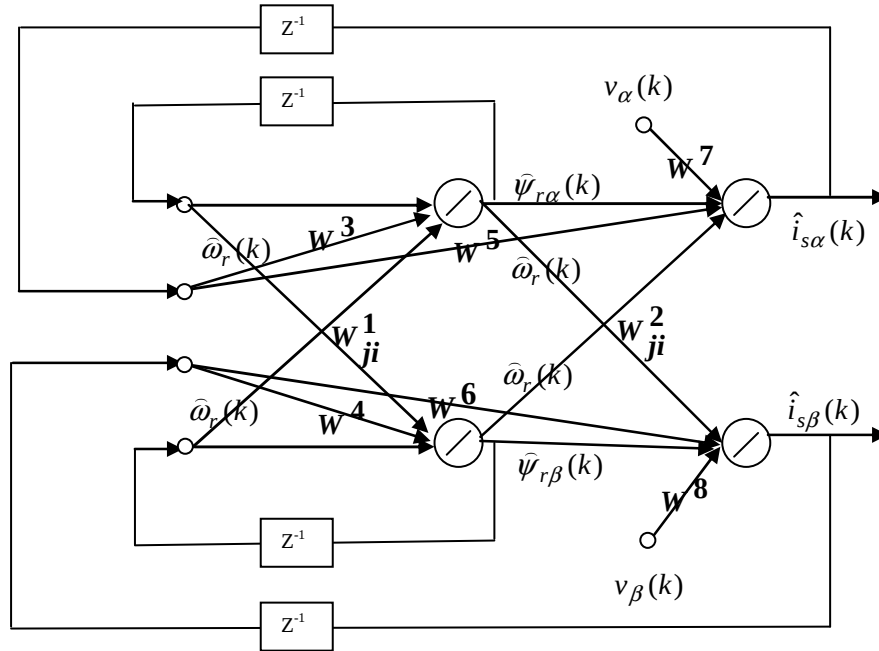
Yukarıdaki 4.5 - 4.8 denklemlerde belirtilen K değişkeni:

$$K = L_s L_r - L_m L_m \text{ 'dır.}$$

T örnekleme periyodunu, P kutup sayısını, f_v sürtünme katsayısını, J eylemsizliği ve T_L yük momentini temsil etmektedir. Yukarıda çıkarılmış fark denklemleri ile Matlab M-dosyası kullanılarak YSA'nın eğitimi gerçekleştirilmiştir.

4.3 Asenkron Motorlar için Hız Gözlemleyici Yapay Sinir Ağı Yapısı

Asenkron motorun algılayıcısız kontrolü için bölüm 2' de belirtildiği gibi literatürde birçok yöntem mevcuttur. Bunlardan Luenberger Gözlemleyicisi motor modeline göre tasarlandığı için parametrelere bağımlıdır. Dolayısıyla parametre değişimleri ve çeşitli yük şartlarında hız tahmin performansı iyi olan YSA' ya Luenberger Gözlemleyici yapısı şekil 4.2' de görüldüğü gibi uyarlanmıştır.



Şekil 4.2 Geri beslemeli yapay sinir ağı yapısı sinyal akış şeması

Asenkron motorun konum ve hızının tahmininde gerekli olan rotor akıları $\hat{\psi}_{r\alpha}$, $\hat{\psi}_{r\beta}$ ve stator akımları $\hat{i}_{s\alpha}$, $\hat{i}_{s\beta}$; şekil 4.2' deki geri beslemeli çok katmanlı YSA yapısı kullanılarak elde edilmiştir.

Şekil 4.2'de gösterilen ağ yapısında; giriş katmanında yapay sinir ağı girişleri ve giriş katman ağırlıkları, orta katmanda orta katman aktivasyon fonksiyonları ve orta katman ağırlıkları, çıkış katmanında ise çıkış aktivasyon fonksiyonu ve çıkış değeri bulunmaktadır.

Ağ girişleri motorun dinamiklerine göre belirlenir. Geri beslemeli ağ yapısı kullandığı için YSA çıkışlarının gecikmişleri giriş olarak verilir. Giriş katmanındaki hücre sayısı belirlenirken sistemin derecesi göz önüne alınmalıdır. Saklı katman hücre sayısı tecrübeyle belirlenir. Giriş hücre sayısından çok küçük veya çok büyük seçilmez. Çıkış katmanı hücre sayısı sistemin çıkış sayısına bağlıdır.

Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağında, üçü dışarıdan dördü de YSA çıkışlarından olmak üzere yedi giriş katmanı hücresi, iki saklı katman hücresi ve iki tanede çıkış katmanı hücresi bulunmaktadır. Aktivasyon fonksiyonu olarak, saklı katman ve çıkış katmanı hücrelerinde doğrusal fonksiyon kullanılmıştır.

Şekil 4.2’ de verilen sinyal akış şemasında:

Girişler “ $\hat{i}_{s\alpha}(k-1)$, $\hat{i}_{s\beta}(k-1)$, $\hat{\psi}_{r\alpha}(k-1)$, $\hat{\psi}_{r\beta}(k-1)$, $v_{\alpha}(k)$, $v_{\beta}(k)$, $\hat{\omega}_r(k-1)$ ”, katman ağırlıkları “ W ”, yapay sinir ağının çıkışları ise “ $\hat{i}_{s\alpha}(k)$, $\hat{i}_{s\beta}(k)$ ” olarak düzenlenmiştir.

Burada, “ k ” ayrık zaman değişkeni, “ $\hat{}$ ” tahmin edilen değer anlamındadır.

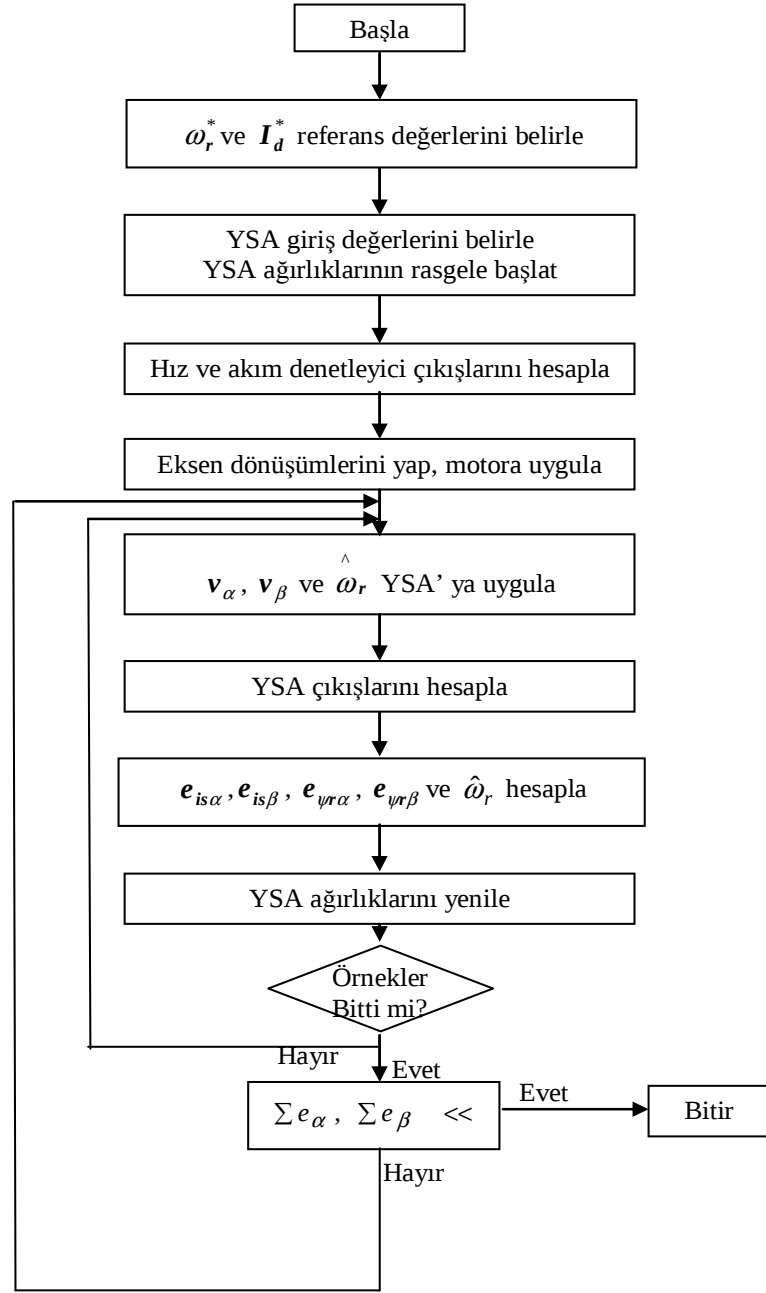
4.4 Yapay Sinir Ağının Eğitimi

Kullanılan geri beslemeli yapay sinir ağının eğitimi geriye yayılım öğrenme algoritması ile örneksel olarak Matlab/ m-dosya programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Programın akış diyagramı Şekil 4.3’de gösterilmiştir.

Geriye yayılım öğrenme algoritması, eğim düşme öğrenme algoritmasının katmanlı yapay sinir ağlarına uyarlanmış halidir. Eğim düşme esasına dayanan geriye yayılım öğrenme algoritmasında seçilen performans kriterinin bir katmandaki ağırlığa doğru eğiminin hesaplanması gerekir. Bu nedenle, ağ çıkışındaki hata sinyali katmanlardan geriye doğru yayılır.

Hata istenen performans kriterinin altına düştüğünde eğitim durdurulup ağırlıklar kaydedilmiştir. Daha sonra hız tahmini için kullanılan YSA, Matlab/ simulink’de (Şekil 4.4) kurulan blokta farklı referans ve yükler uygulanarak test edilmiştir. Simülasyon sonuçları simulink’de kurulan bloktan elde edilmiştir.

Örneksel öğrenme yönteminde YSA ağırlıklarına uygulanacak değişim miktarları her örnekleme periyodunda hesaplanır ve ağırlıklara etki ettirilir. Bu yöntemin dezavantajı ağın bir yandan eğitilip bir yandan da çıkışının kontrol ediliyor olmasıdır. Bazı durumlarda YSA öğrenmiş gibi görünür ama yaptığı sadece motordan alınan örnekleri ezberlemektir. Bu da ancak eğitimi sonlandırıp ağırlıkları kaydettikten sonra Matlab/ simulink’de test etmek suretiyle anlaşılır.



Şekil 4.3 Program akış şeması

Geriye yayılım öğrenme algoritmasına göre belirlenen performans kriterinin ilgili ağırlığa göre türevi o ağırlığa uygulanacak değişim miktarını verir.

Örneksel öğrenme için performans kriteri;

$$E = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (4.15)$$

Ağırlıklara uygulanacak değişim,

$$\Delta W^i = \frac{dE(k)}{dW^i} \quad (4.16)$$

denklemleri yardımıyla hesaplanır.

Eğitim için gerekli hata iki grupta toplanmıştır. Bunlar şekil 4.2’ den de görüldüğü gibi,

$$e_1 = [e_{is\alpha}; e_{is\beta}] \quad \text{ve} \quad e_2 = [e_{\psi r\alpha}; e_{\psi r\beta}] \quad \text{‘dır.}$$

Buradan hesaplanacak hatalar;

motordan ölçülen stator alfa akımı ile YSA çıkışı (alfa) arasındaki hata,

$$e_{is\alpha}(k) = i_{s\alpha}(k) - \hat{i}_{s\alpha}(k) \quad (4.17)$$

motordan ölçülen stator beta akımı ile YSA çıkışı (beta) arasındaki hata,

$$e_{is\beta}(k) = i_{s\beta}(k) - \hat{i}_{s\beta}(k) \quad (4.18)$$

Giriş katmanındaki ağırlıkların eğitiminde gerekli olan hataları bulmak için motorun rotor akı değerlerine ihtiyaç vardır. Ancak pratikte bu değerler doğrudan ölçülemediğinden motorun ölçülebilen büyüklüklerinden (akım ve gerilim değerleri) hareketle, motorun gerilim modelinden yararlanarak bir ön akı gözlemleyici tasarlanmıştır.

Gerilim model adı verilen gözlemleyici stator gerilimi eşitliğinden elde edilir. Bu amaçla; bölüm 2.7’ de stator gerilimi için verilen eşitlikler (2.7 ve 2.8), yeniden duran eksen takımında (4.19)’ deki gibi

$$v_{s\alpha,\beta} = R_s i_{s\alpha,\beta} + \frac{d\psi_{r\alpha,\beta}}{dt} \quad (4.19)$$

ve aynı şekilde stator akısı için verilen denklem (2.13) yeniden (4.20)’ deki gibi yazılabilir.

$$\psi_{s\alpha,\beta} = L_s i_{s\alpha,\beta} + L_m i_{r\alpha,\beta} \quad (4.20)$$

Burada ölçülemeyen ve bilinmeyen rotor akımı $i_{r\alpha,\beta}$ için, bölüm 2.7’ de verilen denklem (2.13), duran eksen takımında aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\psi_{r\alpha,\beta} = L_r i_{r\alpha,\beta} + L_m i_{s\alpha,\beta} \quad (4.21)$$

ve sonra buradan $i_{r\alpha,\beta}$ çekilirse (4.22) elde edilir.

$$i_{r\alpha,\beta} = \frac{\psi_{r\alpha,\beta} - L_m i_{s\alpha,\beta}}{L_r} \quad (4.22)$$

Bu durumda önce eşitlik (4.22), (4.20)' de yerine konur ve sonrada (4.20), (4.19)' da kullanılırsa rotor akısı durum denklemi

$$\frac{d\psi_{r\alpha,\beta}}{dt} = \frac{L_r}{L_m}(v_{s\alpha,\beta} - R_s i_{s\alpha,\beta}) - \frac{L_\sigma L_r}{L_m} \frac{di_{s\alpha,\beta}}{dt} \quad (4.23)$$

yazılabilir. Burada stator kaçak endüktansı, $L_\sigma = \frac{L_s L_r - L_m^2}{L_r}$ ile verilir.

Denklem (4.23)' te gözlemlenen $\psi_{r\alpha,\beta}$ yardımıyla geri beslemeli YSA' nın giriş katman ağırlıkları eğitilir.

Burada hatalar;

gözlemleyici çıkışı α akısı ile YSA orta katman çıkışı (alfa) arasındaki hata,

$$e_{\psi r\alpha}(k) = \psi_{r\alpha}(k) - \hat{\psi}_{r\alpha}(k) \quad (4.24)$$

gözlemleyici çıkışı β akısı ile YSA orta katman çıkışı (beta) arasındaki hata,

$$e_{\psi r\beta}(k) = \psi_{r\beta}(k) - \hat{\psi}_{r\beta}(k) \quad (4.25)$$

şeklinde bulunur.

Bu denklemlere göre ağırlıkların değişim miktarını hesaplamak için yazılan türev ifadesi (4.26) düzenlenirse;

$$\frac{dE(k)}{dW^2_{ji}(k)} = \frac{dE(k)}{de_1(k)} \frac{de_1(k)}{d\hat{i}_{s\alpha,\beta}(k)} \frac{d\hat{i}_{s\alpha,\beta}(k)}{dW^2_{ji}(k)} \quad (4.26)$$

yöresel hata,

$$\delta^2(k) = \frac{dE(k)}{de_1(k)} \frac{de_1(k)}{d\hat{i}_{s\alpha,\beta}(k)} = -e_1(k) \quad (4.27)$$

ve

$$\frac{d\hat{i}_{s\alpha,\beta}(k)}{dW^2_{ji}(k)} = \hat{\psi}_{r\alpha,\beta}(k) \quad (4.28)$$

Buna göre çıkış katmanındaki ağırlıklara uygulanacak düzeltme miktarı ve yeni ağırlıklar aşağıdaki gibi elde edilir. Ağırlıkların değişim miktarına ilave edilen öğrenme oranının (α) küçük seçilirse öğrenme yavaşlayacak, büyük seçilirse de ağırlık değişimleri salınımlı ve kararsız olacaktır.

Çıkış katmanındaki ağırlıklara uygulanacak düzeltme miktarı,

$$\Delta W^2_{ji}(k) = \alpha \delta^2(k) \hat{\psi}_{r\alpha,\beta}(k) \quad (4.29)$$

ve yenilenen ağırlıklar,

$$W^2_{ji}(k+1) = W^2_{ji}(k) - \Delta W^2_{ji}(k) \text{ elde edilir.} \quad (4.30)$$

Benzer şekilde giriş katmanındaki ağırlıklar için türev ifadesi,

$$\frac{dE(k)}{dW^1_{ji}(k)} = \frac{dE(k)}{de_2(k)} \frac{de_2(k)}{d\hat{\psi}_{r\alpha,\beta}(k)} \frac{d\hat{\psi}_{r\alpha,\beta}(k)}{dW^1_{ji}(k)} \quad (4.31)$$

yöresel hata,

$$\delta^1(k) = \frac{dE(k)}{de_2(k)} \frac{de_2(k)}{d\hat{\psi}_{r\alpha,\beta}(k)} = -e_2(k) \quad (4.32)$$

ve

$$\frac{d\hat{\psi}_{r\alpha,\beta}(k)}{dW^1_{ji}(k)} = X_i(k) \quad (4.33)$$

bulunur ve burada $X_i(k) = [\hat{i}_{s\alpha}(k-1) \quad \hat{i}_{s\beta}(k-1) \quad \hat{\psi}_{r\alpha}(k-1) \quad \hat{\psi}_{r\beta}(k-1)]^T$ girişleridir.

Giriş katmanındaki ağırlıklara uygulanacak düzeltme miktarı,

$$\Delta W^1_{ji}(k) = \alpha \delta^1(k) X_i(k) \quad (4.34)$$

ve yenilenen ağırlıklar,

$$W^1_{ji}(k+1) = W^1_{ji}(k) - \Delta W^1_{ji}(k) \text{ olarak elde edilir.} \quad (4.35)$$

diğer ağırlıklar;

3. grup ağırlık için düzeltme miktarı,

$$\Delta W^3(k) = \alpha \delta^1(k) \hat{i}_{s\alpha}(k-1) \quad (4.36)$$

ve yenilenen ağırlık,

$$W^3(k+1) = W^3(k) - \Delta W^3(k) \quad (4.37)$$

4. grup ağırlık için düzeltme miktarı,

$$\Delta W^4(k) = \alpha \delta^1(k) \hat{i}_{s\beta}(k-1) \quad (4.38)$$

ve yenilenen ağırlık,

$$W^4(k+1) = W^4(k) - \Delta W^4(k) \quad (4.39)$$

5. grup ağırlık için yöresel hata,

$$\delta^5(k) = \frac{dE(k)}{de_{is\alpha}(k)} \frac{de_{is\alpha}(k)}{\hat{i}_{s\alpha}(k)} = -e_{is\alpha}(k) \quad (4.40)$$

düzeltilme miktarı,

$$\Delta W^5(k) = \alpha \delta^5(k) \hat{i}_{s\alpha}(k-1) \quad (4.41)$$

ve yenilenen ağırlık,

$$W^5(k+1) = W^5(k) - \Delta W^5(k) \quad (4.42)$$

6. grup ağırlık için yöresel hata,

$$\delta^6(k) = \frac{dE(k)}{de_{is\beta}(k)} \frac{de_{is\beta}(k)}{\hat{i}_{s\beta}(k)} = -e_{is\beta}(k) \quad (4.43)$$

düzeltilme miktarı,

$$\Delta W^6(k) = \alpha \delta^6(k) \hat{i}_{s\beta}(k-1) \quad (4.44)$$

ve yenilenen ağırlık,

$$W^6(k+1) = W^6(k) - \Delta W^6(k) \quad (4.45)$$

7. grup ağırlık için yöresel hata,

$$\delta^7(k) = \frac{dE(k)}{de_{is\alpha}(k)} \frac{de_{is\alpha}(k)}{\hat{i}_{s\alpha}(k)} = -e_{is\alpha}(k) \quad (4.46)$$

düzeltilme miktarı,

$$\Delta W^7(k) = \alpha \delta^7(k) v_{\alpha}(k) \quad (4.47)$$

ve yenilenen ağırlık,

$$W^7(k+1) = W^7(k) - \Delta W^7(k) \quad (4.48)$$

8. grup ağırlık için yöresel hata,

$$\delta^8(k) = \frac{dE(k)}{de_{is\beta}(k)} \frac{de_{is\beta}(k)}{\hat{i}_{s\beta}(k)} = -e_{is\beta}(k) \quad (4.49)$$

düzeltilme miktarı,

$$\Delta W^8(k) = \alpha \delta^8(k) v_{\beta}(k) \quad (4.50)$$

ve yenilenen ağırlık,

$$W^8(k+1) = W^8(k) - \Delta W^8(k) \quad (4.51)$$

şeklinde bulunur.

Geriye yayılım öğrenme algoritmasında, bir ağırlığa uygulanacak düzeltmenin hücre girişi ve o hücre için bulunan yöresel hata ile orantılı olduğu yukarıdaki denklemlerde görülmektedir.

Yapay sinir ağının eğitimi motor çalışırken başlamaktadır. Eğitim, şekil 4.4' de görüldüğü gibi asenkron motorun stator akımları ile YSA çıkışları arasındaki hata (e_1) ve stator model akı gözlemleyicisi ile YSA orta katman çıkışları arasındaki hataların (e_2) geriye doğru yayılması ile yapılmaktadır. Hatanın (e_1), (e_2) sıfıra doğru inmesi yani asenkron motorun hızının tahmininde gerekli olan YSA çıkışlarının ($\hat{i}_{s\alpha}(k)$, $\hat{i}_{s\beta}(k)$), motorun stator akımlarına; YSA orta katman çıkışlarının ($\hat{\psi}_{r\alpha}(k)$, $\hat{\psi}_{r\beta}(k)$), stator model akı gözlemleyicisine yakınsadığını gösterir.

4.5 Eğitilmiş Yapay Sinir Ağıyla Hız Tahmininin Matlab/Simulink ile Gerçekleştirilmesi

Eğitim sonucunda bulunan en uygun ağırlıklar, Matlab/ Simulink programında oluşturulmuş olan kapalı çevrim kontrol sistemindeki YSA' ya (şekil-4.4) uygulanmak suretiyle hız kestiriminde gerekli olan akım ve akı sinyalleri elde edilmiştir. Bölüm 2.10.5' de verilen Luenberger Gözlemleyici modelinde elde edilen,

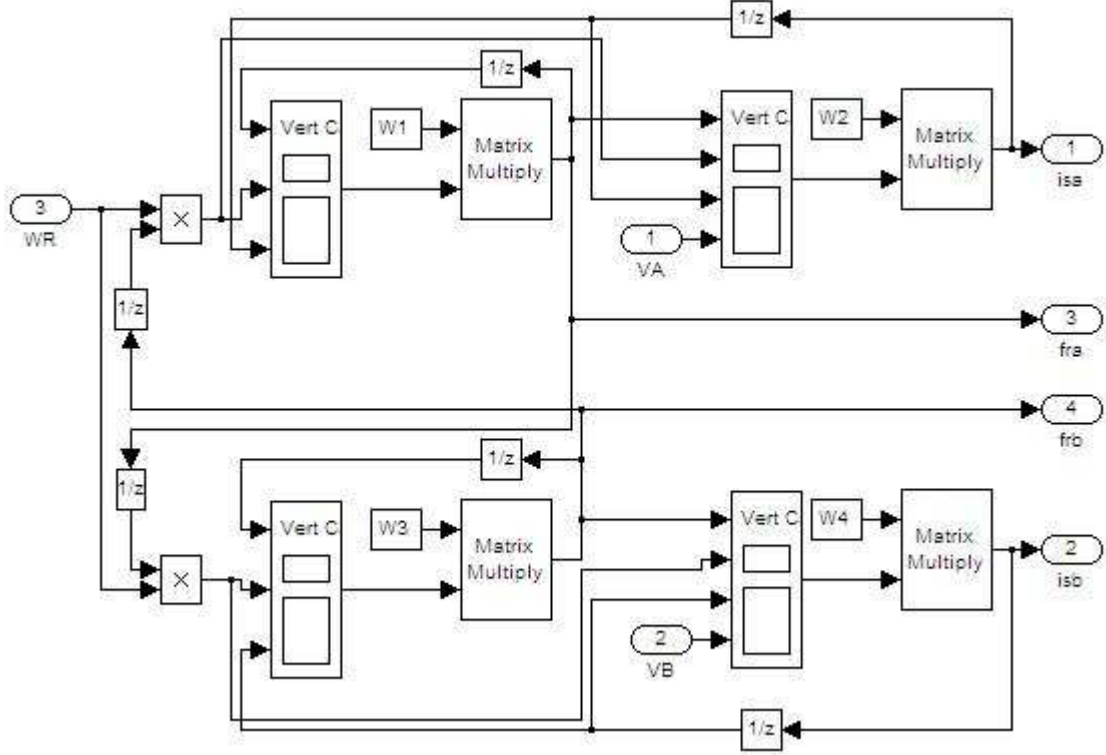
$$\hat{\omega}_r = K_p (e_{is\alpha} \hat{\psi}_{r\beta} - e_{is\beta} \hat{\psi}_{r\alpha}) + K_i \int (e_{is\alpha} \hat{\psi}_{r\beta} - e_{is\beta} \hat{\psi}_{r\alpha}) dt \quad (4.52)$$

adaptasyon kuralı kullanılarak hız tahmini gerçekleştirilmiştir. Buradaki K_p ve K_i , oransal ve integral kazançlarıdır.

Sistemin dış bozuculara ve parametre değişimlerine karşı dayanıklılığı incelenmiştir. K_p ve K_i kazanç değerleri ne kadar düzgün seçilirse hız ($\hat{\omega}_r$); gerçek motor hızını (ω_r) o kadar iyi takip edebilmekte, kontrolü o kadar başarılı olmaktadır.

Şekil 4.4 YSA gözleyicili ASM' nin hız kontrol sistemi simulink diyagramı

Şekil 4.4’ de asenkron motor kontrol sisteminin Matlab/Simulink’ de oluşturulan blok diyagramı gösterilmiştir. M-dosya’ da eğitilen YSA farklı yük ve parametre şartlarında bu blok kullanılarak test edilmiştir. Böylelikle ağın istenen özellikleri kazanıp kazanmadığı anlaşılır. Şekil 4.4’ deki, geri beslemeli yapay sinir ağı için kullanılan YSA bloğu Şekil 4.5’ de ayrıntılı olarak gösterilmiştir.

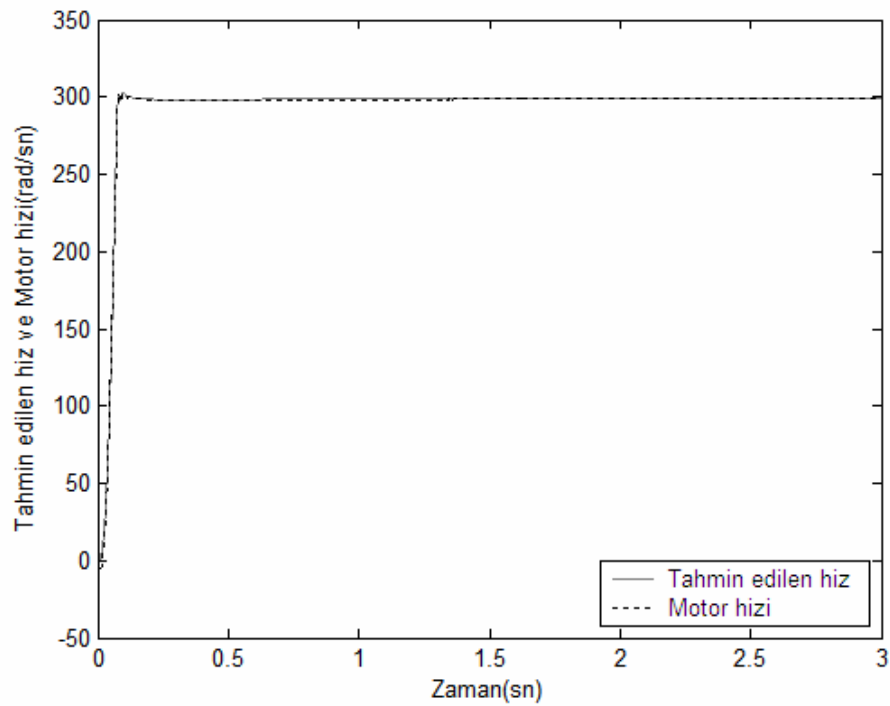


Şekil 4.5 Geri beslemeli yapay sinir ağı simulink bloğu

5. SİMULASYON SONUÇLARI

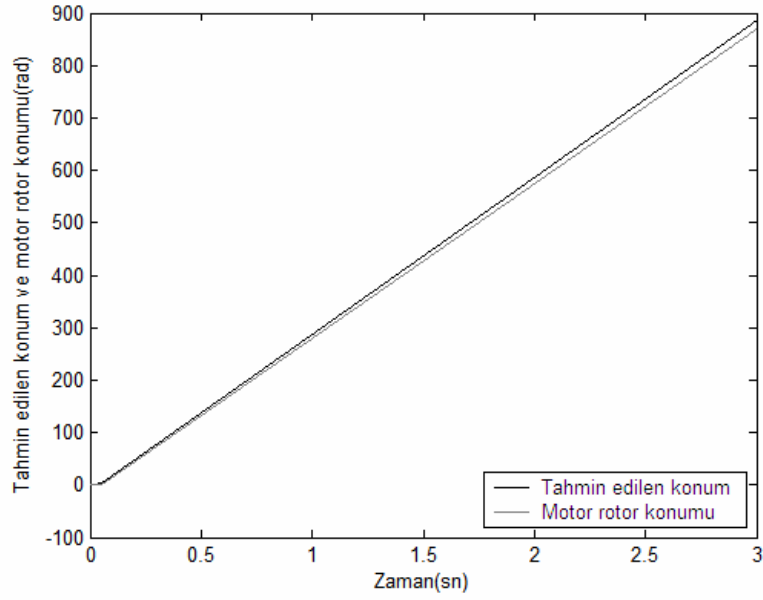
Asenkron motorun algılayıcısız kontrolü için gerekli olan hız tahminini yapmak üzere şekil 4.4’ de verilen blok, Matlab/ Simulink ortamında oluşturulmuştur. Simülasyon çalışmasında hız/konum tahmini için gerekli olan rotor akılarını ve stator akımlarını öğrenen YSA’ nın eğitimi; Matlab/ M-dosya’ da, örnekleme periyodu (T) $100 \mu sn$ alınmak suretiyle, sinüsoidal referans sinyaline göre gerçekleştirilmiştir. Eğitim sonucunda bulunan en iyi ağırlıklar kullanılarak Matlab/Simulink ortamında; YSA’ nın sistemdeki parametre değişimine karşı duyarlı olup olmadığı, sisteme uygulanan farklı yükler altındaki performansı, sistem çıkışına göre test edilmiştir. Kullanılan asenkron motorun parametreleri; $R_s=8.5 \Omega$, $R_r=4.59 \Omega$, $L_s=0.5999H$, $L_r=0.5999H$, $L_m=0.5787H$, $P=2$, $J=0.0019kgm^2$, $f_v=0.0005Nmsn$ olarak alınmıştır.

Şekil 5.1’ de tahmin edilen hız ve motor hızı görülmektedir. Sisteme referans hız (ω_{ref}) 300 rad/sn olarak uygulanmıştır. Buna karşılık sistem cevabına göre tahmin edilen hız, kabul edilebilir sınırlar içerisinde.



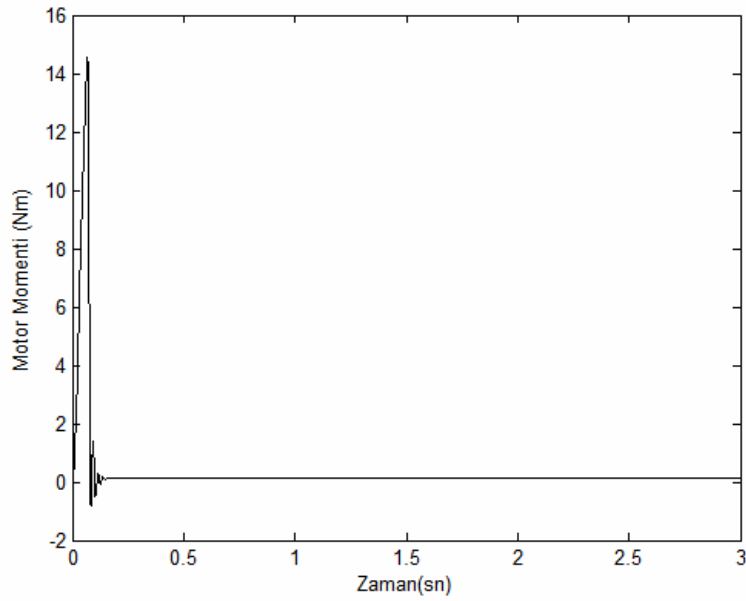
Şekil 5.1 Tahmin edilen hız ve motor hızı

Şekil 5.2' de ise $\omega_{ref}=300$ rad/sn olmak üzere motorun konumu ile tahmin edilen konum görülmektedir.



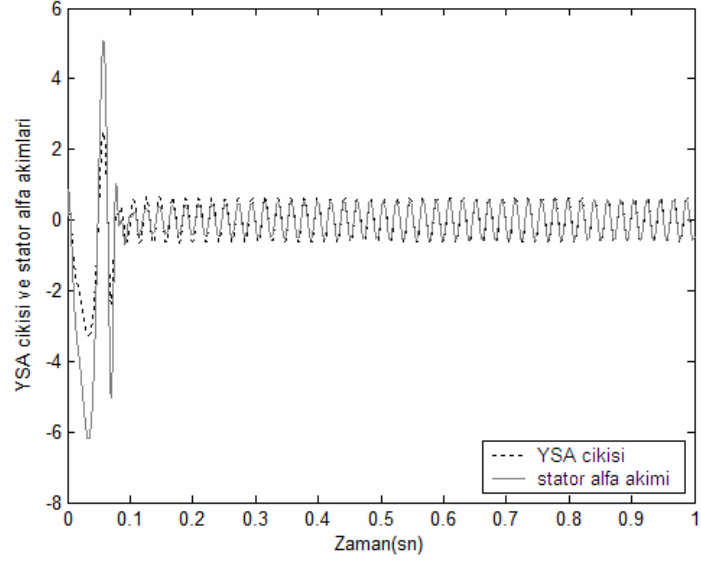
Şekil 5.2 Tahmin edilen konum ve motor konumu

Şekil 5.3' de $\omega_{ref}=300$ rad/sn olmak üzere motorun elektriksel momenti görülmektedir.

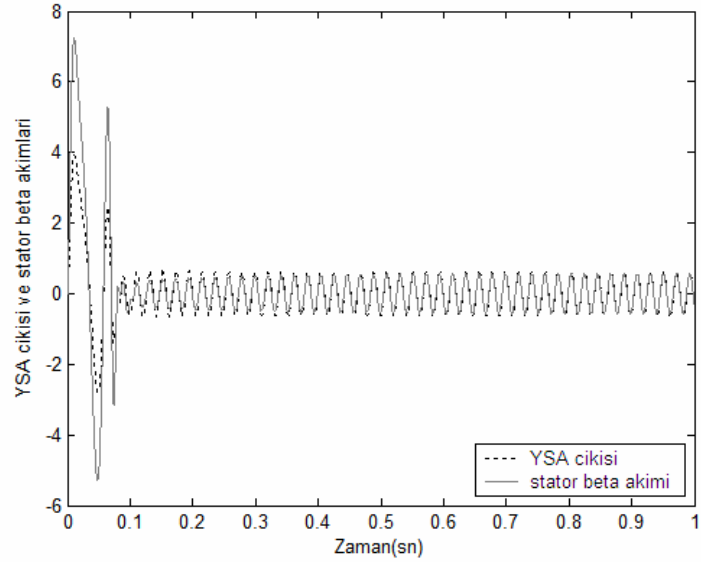


Şekil 5.3 Motorun elektriksel momenti (M_e)

Şekil 5.4 ve 5.5’de $\omega_{ref}=300$ rad/sn olmak üzere stator alfa akımı ile YSA (alfa) çıkışı ve stator beta akımı ile YSA(beta) çıkışı gösterilmiştir. Buradan YSA’ nın stator alfa, beta akımlarını öğrendiği test edilmiştir.

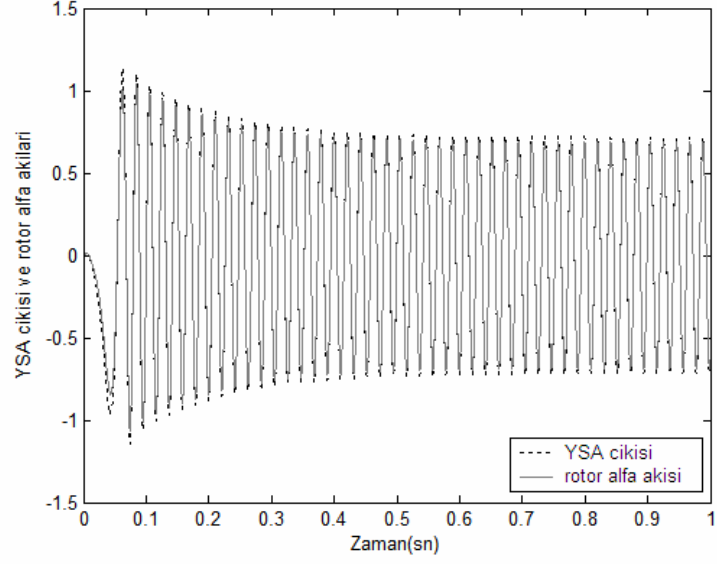


Şekil 5.4 YSA’ dan elde edilen stator akımı ve motor stator akımı α - bileşeni

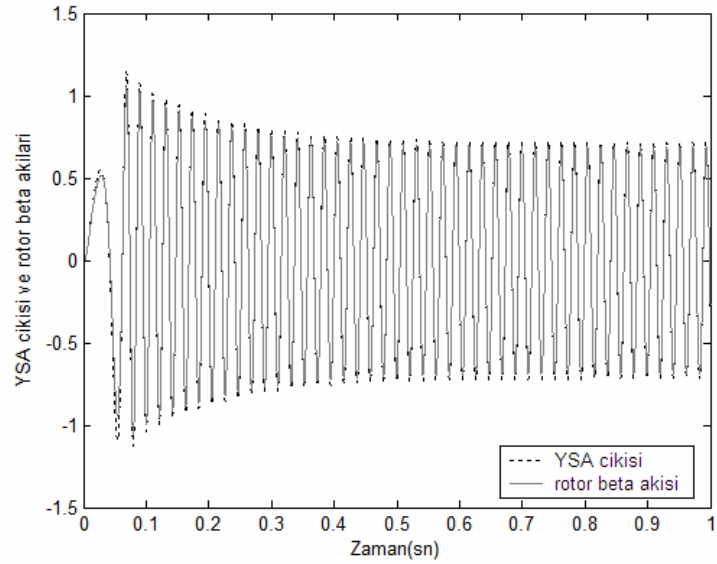


Şekil 5.5 YSA’ dan elde edilen stator akımı ve motor stator akımı β - bileşeni

Şekil 5.6 ve 5.7’de $\omega_{ref} = 300$ rad/sn olmak üzere rotor alfa akısı ile YSA (alfa) çıkışı ve rotor beta akısı ile YSA(beta) çıkışı gösterilmiştir. Buradan YSA’ nın rotor alfa, beta akımlarını öğrendiği test edilmiştir.

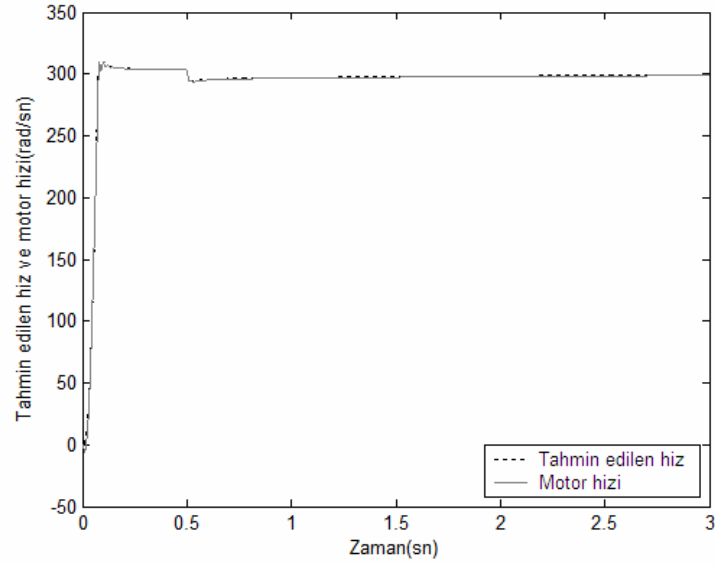


Şekil 5.6 YSA’ dan elde edilen rotor akısı ve motor rotor akısı α - bileşeni



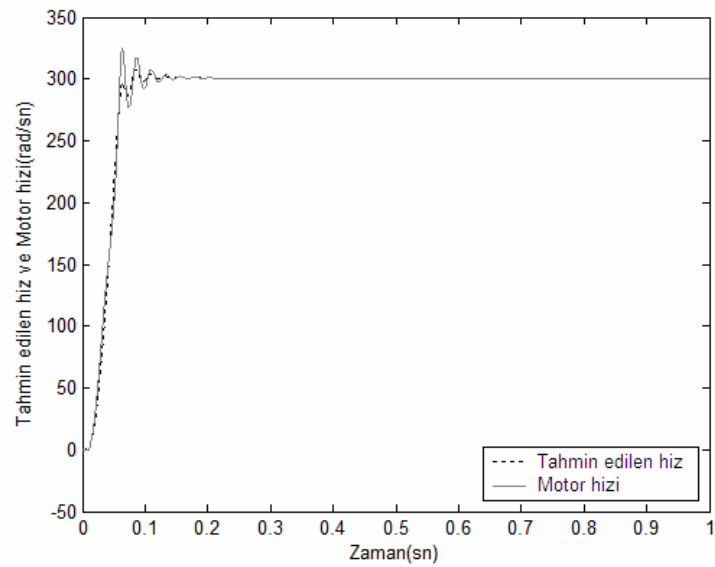
Şekil 5.7 YSA’ dan elde edilen rotor akısı ve motor rotor akısı β - bileşeni

Asenkron motora 0.5. sn' de $T_L=2$ olan bir yük momentini uygulanmıştır. Buna karşılık motorun ve gözlemleyicinin cevabı şekil 5.8' de gösterilmiştir. Tahmin edilen hızın performansının motorun cevabına göre iyi olduğu söylenebilir.



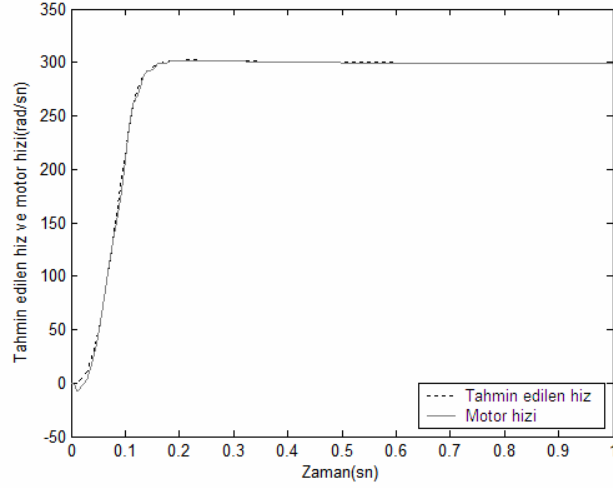
Şekil 5.8 Tahmin edilen hız ve motor hızı

Gözlemleyicinin motordaki parametre değişimlerine karşı duyarlılığını test etmek amacıyla ilk olarak rotor direnci %50 (R_r) artırılmıştır. Şekil 5.9' dan da anlaşılacağı gibi gözlemleyicinin performansı motorun hızına göre kabul edilebilir sınırlar içerisinde.



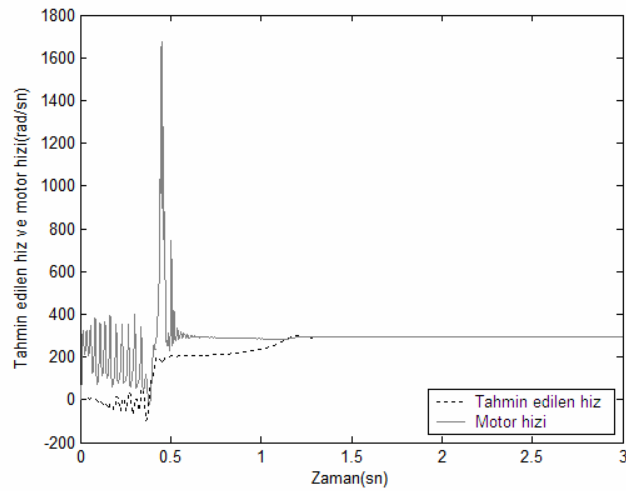
Şekil 5.9 Tahmin edilen hız ve motor hızı

İkinci olarak motorun eylemsizlik momenti (J) 3 kat artırılmıştır. Şekil 5.10' dan da anlaşılacağı gibi gözleyicinin performansı motorun hızına göre kabul edilebilir sınırlar içerisindeydir.



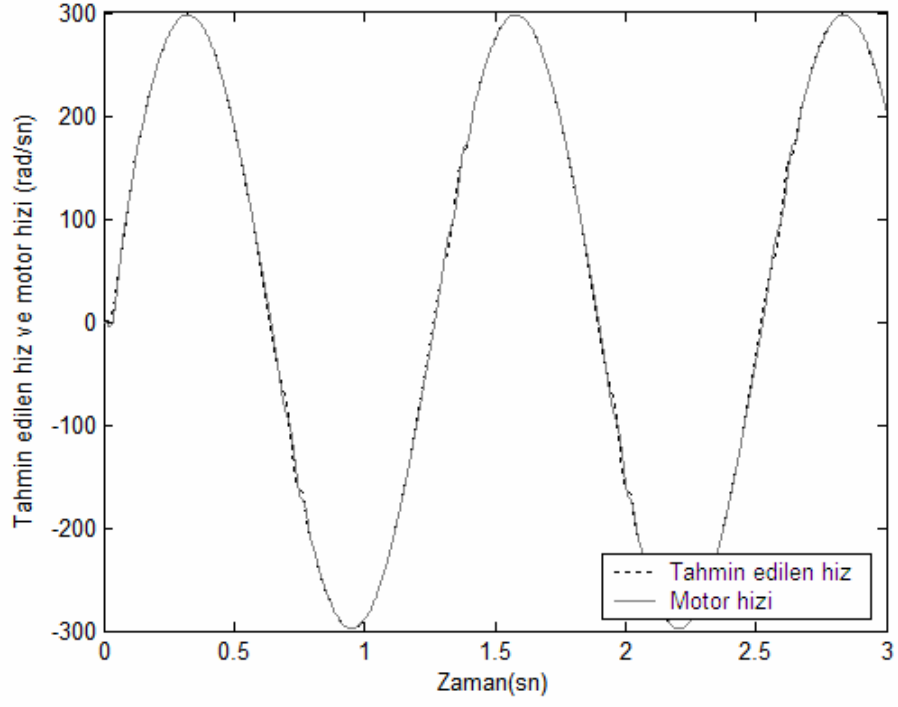
Şekil 5.10 Tahmin edilen hız ve motor hızı

Son olarak motorun rotor öz endüktansı (L_r) %50 artırılmıştır. Şekil 5.11' de görüldüğü gibi, sistemin yerleşme zamanı biraz uzamaktadır ve geçici durumda da bozulmalar olmaktadır. Gerek sistemdeki hız kontrolünün katsayılarının ayarlanması ile gerekse de YSA'nın eğitime devam edilmek suretiyle bu problemler giderilebilir. Sürekli duruma bakıldığında ise sistem cevabının ve gözlemleyici cevabının iyi olduğu söylenebilir.



Şekil 5.11 Tahmin edilen hız ve motor hızı

Aşağıdaki grafikte, girişten referans hız olarak sinüsoidal bir sinyal uygulanmıştır. Görüldüğü gibi değişken yapılı bir hız referansına karşı sistemin ve tahmin edilen hızın dolayısıyla YSA' nın performansı iyidir.



Şekil 5.12Tahmin edilen hız ve motor hızı

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada, algılayıcısız hız kontrolü için YSA' lı ve YSA' sız yapılar incelenmiştir. Asenkron motorun dinamik yapısı ve üç eksenli $a-b-c$ koordinat sisteminden iki eksenli durağan $d-q$ koordinat sistemine dönüşümü verilmiştir. Motorun $d-q$ modeli sayısal benzetimlerde ve kontrol sistemlerinin tasarımında kullanılmaya elverişlidir.

Geleneksel yöntemlerle asenkron motorlar için hız gözlemleyicileri tasarlanabilmekte ancak bu gözlemleyicilerin motorun elektriksel ve mekaniksel parametrelerinin değişimine karşı dayanıklılığı yeterli olamamaktadır. Doğrusal olmayan yapısı, öğrenme, uyarılma ve genelleme yetenekleri, YSA' ların asenkron motorlarda hız/ konum gözlemleyici olarak kullanımına neden olmuştur.

YSA gözlemleyici, motorun gerçek akımları ile motor gerilimlerini ölçerek motor akımlarını ve akılarını belirlemiş, akım ve akı hatalarından yararlanarak motor hızını tahmin etmiştir. YSA yapısı ve başlangıç ağırlık değerleri motor modelinden yararlanarak belirlenmiştir. Parametre değişimleri altında YSA' nın eğitimi, akım ve akı hataları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Eğitilmiş YSA gözlemleyici kullanılarak asenkron motorun algılayıcısız hız kontrol sisteminin benzetimi Matlab/ Simulink' de yapılmıştır. Yük ve parametre değişimleri altında asenkron motorun YSA ile algılayıcısız hız kontrolünden elde edilen benzetim sonuçları sunulmuştur. Denklem 4.52'deki adaptasyon kuralı yardımıyla hız kestirimi yapılmış olup, buradaki PI' nın katsayıları ne kadar doğru seçilirse, gözlemleyicinin gerçek motor hızını o kadar iyi izlediği görülmüştür.

KAYNAKLAR

1. Sarıoğlu M. K., Gökaşan M., Boğosyan S., 2003, Asenkron makineler ve Kontrolü, Birsen Yayınevi
2. Dazhi W., Shusheng G., 2002, A Neural-Network-Base Adaptive Estimator for Speed-Sensorless Control of Induction Motor, IEEE June 10-14
3. Kukolj D., Kulic F., and Levi E., 2000, Design of the speed controller for sensorless electrical drives based on AI techniques: a comparative study, Artificial intelligence in engineering, Vol 14, pp: 165-174
4. Ahn Y., Jin W. D., 1999, A novel MRAS based speed sensorless control of induction motor, The 25th Annual Conference of the IEEE Vol 2, pp: 933 - 938
5. Mehrotra, P., Quaicoe, J.E., Venkatesan, R., 1996, Induction motor speed estimation using artificial neural Networks, [Canadian Conference on](#) Vol 2, pp: 607 - 610
6. Ben-Brahim L., Kurosawa R., 1993, Identification of induction motor speed using neural Networks, Conference Record of the 19-21 April 1993 pp: 689 - 694
7. Dazhi W., Shusheng G., Kenan W., 2002, A neural-network-base adaptive estimator for speed-sensorless control of induction motor, Proceedings of the 4th World Congress on Vol 4, pp: 2812 - 2816
8. Angel D., Costa P.P., 2000, State estimation for induction machines using an neural network backpropagation technique, IEEE International Conference on Vol 4, pp: 2613– 2618
9. Huang S. J., Huang C. L., Lin Y. S., 1998, Sensorless speed identification of vector—controlled induction drives via neural network based estimation, IEEE, Vol 48, pp:1-10
10. Vas P., Stronach A.F., Rashed M., Neuroth M., 1999, “Implementation of ANN-Based Sensorless IM Drivers, IEEE International Conference, No: 468, pp:329-333
11. Toqeer R. S., Bayindir S., 2003, “Speed estimation of an induction motor using Elman neural network”, IEEE , Vol 53, pp:727-730
12. Saçkan A. H., 1994, Asenkron Motorlar, Birsen Yayınevi, Bölüm 1, 2, 5, 6, 7 ve 8.
13. Nasar S.A., 1987, Handbook of Electric Machines, Substitutes New York: McGraw Hill, Bölüm 3 ve 4.
14. Texas Instruments yayını, 1998, Field Orientated Control of 3-Phase AC-Motors, Literature Number: BPRA073.
15. Di Gabriele R., Parasiliti F., ve Tursini T., 1997, Digital Field Oriented Control for Induction Motors: Implementation and Experimental Results, Universities Power Engineering Conference (UPEC’97).

16. Zhang L., Wathanasam C., Hardan F., 1994, An Efficient Microprocessor-Based Pulse With Modulator Using Space Vector Modulation Strategy , IEEE.
17. Altun H., Sünter S., 2003, Matrix Converter Induction Motor Driver: Modeling, Simulation and Control, Electrical Engineering, Springer Verlag, Vol 86, pp: 25-33.
18. Şahin, C., 1997, Asenkron motorlar için algılayıcısız akı gözlemleyicisi ve kontrolü, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bil. Ens., İstanbul
19. Oktani T., Tahoda N., Tonaha K., 1992, Vector control of induction motor without Shaft Encoder, IEEE Trans. on Ind. Appl. Vol: 28, pp: 157-165
20. Henneberger G., Brunsbach B. J., Klepoch T., 1991, Field oriented control of synchronous and asynchronous drivers without mechanicol sensors using a kalman fitler, Proc. Europ. Control pow. Elec. And appl. EPE, Vol: 3, pp: 664-671
21. Joetten R., Maeder G., 1983, Control methods for good dynamic performance IM Drivers based on current and voltege as measured quantities, IEEE trans. on industry Appl. Vol: 19 pp: 356-363
22. Sangwongwaic S., Doki S. T., Okuma S., 1990, Adaptive sliding observers for direct fielt-oriented control of IM Proc. IEEE int. Conf. On Ind. Elec. Cont. And Instr. IECON'90 Asilomar, pp: 915-920
23. Bose B. K., 2001, Modern Power Eleetronics and AC Drivers, Prentice-Hall, New York Jersey
24. Harvey R. L., 1994, Neural Network Principles. Prentice-Hall, Inc. New Jersey.
25. Özmetel E., 1996, Bilgisayarda öğrenme ve yapay nöral ağları. Otomasyon. Mart, sayı 45, pp: 134-140.
26. Karlık B., 1995, Yapay Sinir Ağları. Yüksek lisans ders notları.
27. Özmeteler E., 1989, Yapay Nöral Ağlar. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bil. Ens., İstanbul
28. Zurada M. J., 1992, Introduction to Artificial Neural Systems. West Publishing Company, Inc. New York.
29. Narendra K.S., ve Parthasarathy K., 1990, Identification and Control Dynamic Systems Using Neural Networks , IEEE Trans. Neural Networks, Vol 1, pp: 4-27.
30. Söderström T. ve Stoica P., 1989, System Identification, Prentice Hall
31. Landau I.D., 1990, System Identification and Control, Prentice Hall.
32. BAL C., 2001, Uyarlamalı YSA ile Düz Modelleme, Yüksek Lisans Semineri, Fırat Üniversitesi Fen Bil. Ens., Elazığ
33. GÖKBULUT M., 1998, Fırçasız Doğru Akım Motorlarının YSA ile Uyarlamalı Denetim, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi Fen Bil. Ens., Kayseri

34. Vas P., 1998, Sensorless Vector and Direct Torque Control, Oxford University Press, New York USA, pp: 729
35. Hoitz J., 2002, Sensorless Control of Induction Motor Drives, Proceedings of IEEE
36. Ovaska S. J., Sztandera L. M., 2002, Soft Computing in Industrial Electronics, Physica Verlag.
37. Moussa A.S., 2003, The Implementation Of Intelligent Qos Networking By The Development And Utilization Of Novel Cross-Disciplinary Soft Computing Theories And Techniques, PhD Dissertation, The Florida State University, pp: 189
38. Gülez K., 1999, Asenkron Motorun DSP (Sayısal İşaret İşleyici) Tabanlı Bir Kontrol Sistemi Kullanarak YSA (Yapay Sinir Ağları) ile Performansının Artırılması, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bil. Ens., İstanbul
39. Dandil B., 2004, Sinirsel Bulanıklı Denetleyicilerle Dayanıklı Hız Denetimi, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bil. Ens., Elazığ

ÖZGEÇMİŞ

1980 yılında Gaziantep’ te doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini bu ilde tamamladıktan sonra 1999 yılında Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik -Bilgisayar Eğitimi, Elektronik Öğretmenliği bölümünü kazandı ve 2003 yılında mezun oldu. Aynı yıl Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik -Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalında yüksek lisans eğitimine başladı. Aynı zamanda 2004 yılında Bilgisayar Öğretmeni olarak atandı. Halen Elazığ ilinde görevine devam etmektedir.