

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ASENKRON MOTORLARIN DİNAMİK YAPAY SİNİR
AĞLARI İLE HIZ KONTROLÜ**

Koray ŞAHİN

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 DİNAMİK YAPAY SİNİR AĞLARI İLE HIZ KONTROLÜ

Koray ŞAHİN

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: Doç. Dr. Z. Hakan AKPOLAT

Üye: Doç. Dr. Hüseyin ALTUN

Üye:

Üye:

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

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın hazırlanmasında büyük payı olan tez yöneticim Sayın Doç.Dr. Muammer GÖKBULUT'a, çalışmalarında yardımını esirgemeyen Sayın Cafer BAL'a, Sayın Beşir DANDİL'e, birlikte yol aldığımız meslektaşlarım Şükrü TAŞKAFA'ya, Ahmet ÖZMEN'e, manevi desteğini benden esirgemeyen arkadaşlarıma ve aileme teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ŞEKİLLER LİSTESİ.....	III
TABLOLAR LİSTESİ.....	V
SİMGELER LİSTESİ.....	VI
KISALTMALAR LİSTESİ.....	VIII
ÖZET.....	IX
ABSTRACT.....	X
1. GİRİŞ.....	1
2. ASENKRON MOTORLAR VE HIZ / KONUM KONTROL YÖNTEMLERİ.....	4
2.1 Performans Karakteristikleri.....	5
2.2 Asenkron Motorun Dinamikleri.....	6
2.3 Asenkron Motorun Matematiksel Modelinin Teorisi.....	6
2.4 Geleneksel AC Sürme Yöntemleri.....	7
2.5 Alan Yönlendirmeli Vektör Denetim.....	8
2.6 Uzay Vektör Belirleme ve İzdüşümü.....	9
2.6.1 Clarke Dönüşümü.....	10
2.6.2 Park Dönüşümü.....	10
2.7 Asenkron Motorun Senkron Referans Çatı (d-q) Dinamik Modeli.....	12
2.8 Asenkron Motorun Duran Referans Çatı (α - β) Dinamik Modeli.....	14
2.9 Asenkron Motorun Vektör Denetimi.....	15
2.10 Asenkron Motor Hız Kontrol Yöntemleri.....	17
2.10.1 Stator Geriliminin Değiştirilmesi İle Hız Kontrolü.....	17
2.10.2 Stator Sargısı Kutup Çiftinin Değiştirilmesi İle Hız Kontrolü.....	18
2.10.3 Stator Frekansının Değiştirilmesi İle Hız Kontrolü.....	18
2.10.4 Rotor Direnci Değerinin Değiştirilmesi İle Hız Kontrolü.....	19
2.10.5 Skaler Kontrol Yöntemleri.....	19
2.10.6 Vektörel Denetim Yöntemleri.....	20
2.10.6.1 Doğrudan Vektör Denetimi.....	21
2.10.6.2 Dolaylı Vektör Denetimi.....	21
3. DENETİM SİSTEMLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI.....	22
3.1 Yapay Sinir Ağlarının Kullanımının Sebepleri.....	22
3.2 Yapay Sinir Ağlarının Uygulamadaki Dezavantajları.....	23

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	28
3.6.2	Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	29
3.6.2.1	Yöresel Geri Küresel İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	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 Kontrolü Üzerine Yapılan Çalışmalar..	40
4.	DİNAMİK YSA İLE ASENKRON MOTORUN HIZ KONTROLÜ.....	43
4.1	Asenkron Motorun YSA ile Hız Kontrolü.....	44
4.2	Asenkron Motorun Ayrık Zaman dq ve $\alpha\beta$ Modelleri.....	44
4.3	Asenkron Motorun Hız Kontrolünde Kullanılan YSA Yapıları.....	46
4.3.1	İleri Beslemeli YSA.....	47
4.3.2	YGKİ Yapay Sinir Ağı.....	48
4.4	Kullanılan Yapay Sinir Ağlarının Eğitimi	49
4.5	Eğitilmiş YSA ile Asenkron Motor Hız Kontrol Sisteminin Matlab Simulink ile Gerçekleştirilmesi.....	54
5.	BENZETİM SONUÇLARI.....	56
6.	SONUÇLAR.....	65
	KAYNAKLAR.....	66
	ÖZGEÇMİŞ.....	70

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1 Çok fazlı bir asenkron motor için hız-moment ve hız-akım eğrileri.....	5
Şekil 2.2 Stator akım uzay vektörü ve (a-b-c)'deki bileşeni.....	9
Şekil 2.3 Stator akım uzay vektörü ve (α - β)'daki bileşeni.....	10
Şekil 2.4 Stator akımının uzay vektörü ve (α - β)'da ve d-q dönen referans çerçevesindeki bileşeni.....	10
Şekil 2.5 Asenkron motorun vektör kontrol şeması.....	16
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 düz 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 YSA kullanılarak model referans adaptif hız denetimi gerçekleştirilen sistemin blok şeması.....	41
Şekil 3.17 Dinamik YSA kullanılarak hız denetiminin gerçekleştirildiği sistemin blok şeması.....	42
Şekil 4.1 Asenkron motorun vektör kontrol şeması.....	44
Şekil 4.2 İleri beslemeli yapay sinir ağı.....	47
Şekil 4.3 YGKI yapay sinir ağı.....	48
Şekil 4.4 Doğrudan uyarlamalı kontrol yapısı.....	49
Şekil 4.5 YSA'nın eğitiminde kullanılan akış şeması.....	53
Şekil 4.6 Asenkron motor kontrol sisteminin Matlab/Simulink'te oluşturulan blok diyagramı.....	54
Şekil 4.7 YGKI yapay sinir ağı bloğu.....	55

Şekil 4.8	İleri beslemeli yapay sinir ağı bloğu.....	55
Şekil 5.1	YSA'nın eğitiminde kullanılan referans sinyali.....	56
Şekil 5.2	Yüksüz durumda (a) YGKİ yapay sinir ağı genellemesi (b) İleri beslemeli yapay sinir ağı genellemesi.....	57
Şekil 5.3	Motora denklem 5.1'de verilen yükün uygulanması durumunda YGKİ yapay sinir ağının kullanıldığı sistemdeki (a) motor hızları (b) I_q ve I_d akımları.....	58
Şekil 5.4	Motora denklem 5.1'de verilen yükün uygulanması durumunda İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemdeki (a) motor hızları (b) I_q ve I_d akımları.....	59
Şekil 5.5	Motor hızının referans hıza ulaştığı noktada (a) YGKİ yapay sinir ağının kullanıldığı sistemin hız cevabı (b) İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemin hız cevabı.....	60
Şekil 5.6	Motor denklem 5.1'deki yükün bindirildiği noktada (a) YGKİ yapay sinir ağının kullanıldığı sistem hız cevabı (b) İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemin hız cevabı.....	61
Şekil 5.7	Motora denklem 5.2'de verilen yükün bindirilmesi durumunda YGKİ yapay sinir ağının kullanıldığı sistem (a) hız cevabı (b) tork akımları.....	62
Şekil 5.8	Motora denklem 5.2'de verilen yükün bindirilmesi durumunda İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemin (a) hız cevabı (b) tork akımları.....	63
Şekil 5.9	Motor parametrelerinden J 'nin 3 kat artırılması durumunda (a) YGKİ yapay sinir ağının kullanıldığı sistem hız cevabı (b) İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemin hız cevabı.....	64

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo	Sayfa
Tablo 2.1. Dönüşümler tablosu.....	11

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
DYSA	: Dinamik Yapay Sinir Ağları
YGKİ	: Yöresel Geri Küresel İleri
ASM	: Asenkron Motor

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

ASENKRON MOTORLARIN DİNAMİK YAPAY SİNİR AĞLARI İLE HIZ KONTROLÜ

Koray ŞAHİN

Fırat Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı

2006, Sayfa: 70

Asenkron motorlar; az bakım gerektirmeleri, maliyetlerinin düşük olması, tozlu ve parlayıcı ortamlarda çalışabilmeleri nedeniyle endüstride yaygın olarak kullanılmaktadır. Değişken hız gerektiren uygulamalarda kullanılan yüksek nitelikli bir sürme sisteminin; sürekli ve geçici durum hız ve konum davranışlarının oldukça düzgün olması, değişken hız gereksinimlerine iyi cevap vermesi, sistemin performansının yük torku gibi bozucu giriş ve motorun parametre değişimlerinden etkilenmemesi gerekir. Asenkron motorların doğrusal olmayan ve karmaşık modeli nedeniyle basit ve etkin bir asenkron motor hız denetim sistemine ihtiyaç duyulur.

Bu tez çalışmasında, Dinamik Yapay Sinir Ağları (DYSA) ile asenkron motorların hız kontrolü gerçekleştirilmiştir. Motor hızı ile motor hızının değişimi YSA' na giriş olarak verilmiş ve motorun tork akımı çıkış olarak alınmıştır. YSA' nın eğitimi hız hatası kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Hız kontrolörü olarak kullanılan YSA, yöresel geri beslemeli dinamik bir ağ yapısı olarak seçilmiş ve ileri beslemeli YSA ile asenkron motorun hız kontrol performansları karşılaştırılmıştır. Hız kontrolörü olarak kullanılan eğitilmiş YSA ile hız kontrol sisteminin MATLAB-Simulink de benzetimi yapılmıştır. Yük ve parametre değişimleri altında asenkron motorun YSA ile hız kontrolünden elde edilen benzetim sonuçları sunulmuştur.

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

ABSTRACT

Master Thesis

SPEED CONTROL OF INDUCTION MOTORS USING DYNAMICAL NEURAL NETWORK

Koray ŞAHİN

Firat University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electronics and Computer Education

2006, Page: 70

Induction motors are widely used in industry since they have lower maintenance requirements, lower cost and the ability to operate in dirty and explosive environment. High performance electrical drives used for variable speed applications should have; an acceptable speed and position control performance in transient and steady state, a good response for the variable speed demands and robustness against the load and parameter variations of the motor. Due to the nonlinear and complex structure of induction motors, simple and effective speed control system is required for the induction motor drives.

In this thesis, speed control of an induction motor is implemented using the dynamical neural network (DNN). NN inputs are selected as the speed error and the change of the error and, the NN output is the torque current. NN is trained using the speed error. Locally recurrent NN structure is used as a speed controller and control performance is compared with the feedforward counterpart. Speed control of induction motor including the trained NN controller 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, dynamical neural networks, speed control.

1. GİRİŞ

Günümüzde elektrik motorları, endüstrinin hemen her alanında sürme sistemi olarak kullanılmaktadır. Asenkron motorların diğer elektrik makinelerine göre bakıma daha az ihtiyaç duymaları, maliyetlerinin düşük ve yapılarının sağlam olması, fırça ve kolektör düzeneklerinin bulunmaması nedeniyle kirli ve patlayıcı madde içeren ortamlarda da rahatlıkla kullanılabilmeleri endüstride yaygın olarak kullanım alanı bulmalarını sağlamaktadır. Ancak, asenkron motorların hız ve konum denetimleri zor olmakta ve karmaşık bir denetim sistemine ihtiyaç duymaktadır. Yüksek nitelikli bir sürme sisteminin; sürekli ve geçici durum hız/konum davranışlarının oldukça düzgün olması, değişken hız gereksinimlerine iyi cevap vermesi, sistemin performansının yük torku gibi bozucu giriş ve motorun parametre değişimlerinden etkilenmemesi gerekir. Dolayısıyla, yüksek nitelikli sürme sistemlerinde kullanılan elektrik motorlarında dayanıklı, etkin ve daha basit bir denetim yöntemine ve denetleyiciye ihtiyaç vardır. Bu amaçla günümüze kadar elektrik motorları için çeşitli hız denetim yöntemleri geliştirilmiş ve halen bu çalışmalara yoğun bir şekilde devam edilmektedir. Yapılan çalışmalar, elektrik motorlarının doğrusal olmayan matematiksel modeli dikkate alınarak daha dayanıklı bir hız denetiminin elde edilmesi için daha basit ve düşük maliyetli denetim yapıları üzerinde yoğunlaşmaktadır[1,2]. Asenkron motorların hız denetimlerinde, sürekli durum modelinden çıkarılan skaler denetim yöntemi ve motorun dinamik modelinden elde edilen vektörel denetim yöntemleri kullanılır. Skaler denetim düşük performanslı pek çok endüstriyel uygulamalar için yeterli olurken, yüksek performanslı uygulamalarda vektörel denetim yöntemleri tercih edilir. Uygulamada farklı vektörel denetim yöntemleri kullanılmaktadır[3-5].

Geleneksel denetim yöntemlerinde, denetlenecek sistemlerin matematiksel modellerinin doğru bir şekilde elde edilmesi oldukça önemlidir. Matematiksel modeli bilinen doğrusal sistemlerin denetiminde PID denetleyiciler, kompensatörler, optimum denetim ve kutup atama gibi çeşitli denetim yapıları kullanılır. Ancak, bu tür denetleyicilerin tasarımı oldukça yoğun ve karmaşık matematiksel işlemler gerektirir. Sistemin doğru bir matematiksel modelinin çıkarılmasına gereksinim duyan geleneksel PID denetleyicileri, modellenemeyen dinamiklerin bulunması durumunda veya model doğru olarak çıkarılsa bile değişen parametreler karşısında büyük bir verim sağlayamazlar [6,7]. Geleneksel denetim yöntemlerinde karşılaşılan bu sorunlardan dolayı son yıllarda insanın yapıcı, birleştirici ve uyarlayıcı davranışlarını benzetebilecek sistemlerin geliştirilmesi amacıyla akıllı denetleyiciler geliştirilmiş ve bu konuda büyük ilerlemeler sağlanmıştır. Bu gelişime paralel olarak akıllı denetleyicilerin bir kolu olan yapay sinir ağları da geniş bilgi yükünü paralel olarak işleyebilme, öğrenme, genelleme

yapabilme ve matematiksel denklem kurma zorunluluğu olmaması özelliklerinden dolayı denetim alanında yaygın olarak kullanılmaktadır [8,9].

Sistemlerin yapay sinir ağı ile denetiminde kullanılan mevcut yöntemler; doğrudan uyarlamalı denetim, dolaylı uyarlamalı denetim, model referans uyarlamalı denetim, dahili model denetimi, tahmini denetim, öz uyarlamalı denetim, sabit denetleyicili denetim ve sınıflandırıcı yapay sinir ağı ile denetimdir. Doğrudan uyarlamalı denetimde öncelikle sistemin doğru bir ters modelinin belirlenmesi gerekir. Sistemin ters modelini öğrenen yapay sinir ağı sistemin denetleyicisi olarak kullanılır. Doğrudan uyarlamalı denetimde yapay sinir ağı sisteme dahil edilerek, sistem üzerinden yansıtılan hata ile eğitilir. Bu yapıda sistemin dinamiklerinin ve derecesinin bilinmesi gerekir. Çünkü sistem dinamikleri yapay sinir ağına giriş olarak verilir. Denetlenen sistemlerin ölçülemeyen ya da çok sayıda ve karmaşık dinamikleri bulunabilir. Bu gibi durumlarda yapay sinir ağının eğitimi güçleşecektir. Sistemin ters modeli doğru bir şekilde sağlansa bile denetleyici olarak çok sayıda giriş katman hücresi bulunan bir yapay sinir ağı kullanmak gerekir. Sistem dinamiklerine de bağımlı olması önemli bir eksikliktir. Dinamik sistemlerin temsil edecek yapay sinir ağlarında dinamiklik özelliğinin bulunması gereklidir. Yapay sinir ağlarına dinamiklik dıştan geri besleme ile sağlanabilir. Bunun yanı sıra yapısında dinamiklik içeren yapay sinir ağı çeşitleri de vardır. YGKİ beslemeli yapay sinir ağları gizli katmanlarındaki öz geri besleme özelliği ile dinamik yapıli ağlardır. Yapay sinir ağlarının denetleyici olarak kullanımında sistemin ters modelini doğru olarak temsil edebilmesi için sistemin dinamik davranışını da öğrenmesi gerekir. YGKİ beslemeli yapay sinir ağları gibi dinamik ağ yapıları ile çok daha az sayıda giriş katman hücresi kullanarak ve sistem dinamiklerinden bağımsız denetim yapılabilir.

Doğrusal olmayan yapıya, uyarlama ve genelleme yeteneklerine sahip olmalarından dolayı yapay sinir ağları ile asenkron motorların hız denetimlerine ilişkin çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Yaygın olarak model referans ve dolaylı uyarlamalı denetim yöntemleri kullanılarak özellikle ileri beslemeli ve öz geri beslemeli dinamik ağ yapıları ile hız denetimi gerçekleştirilmiştir [10-15]. Bunun yanında YSA, öğrenme yeteneğinden yararlanılarak sistemde bulunana mevcut denetleyiciyi modellemek için kullanılmıştır [16]. Bazı durumlarda da YSA, doğrudan hız denetleyici olarak değil de mevcut hız denetleyicisinin parametrelerini ayarlamak için kullanılmıştır [17].

Bu çalışmada, asenkron motor hız denetimi, ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısı ve YGKİ beslemeli yapay sinir ağı yapısı ayrı ayrı kullanılarak gerçekleştirilip, performansları karşılaştırılmıştır. Öğrenme yeteneği bulunan yapay sinir ağına giriş olarak sadece hız hatası ve bu hatanın değişimi verilerek de iyi bir kontrol performansı yakalanabileceği gösterilmiş ve böylelikle daha basit yapıda bir denetleyiciyle dayanıklı ve etkin bir denetim sağlanmıştır. Her

iki yapay sinir ağıının da eğitimi sinüzoidal referans giriş işareti ile yapılmış, eğitim sonucunda elde edilen en iyi ağırlıklar kaydedilip motora uygulanan farklı referans ve yük şartlarına karşı dayanıklılıkları incelenmiştir.

. Bu amaçla tezin ikinci bölümde asenkron motorlar, eksen dönüşümleri, asenkron motorun modellenmesi ve asenkron motor hız/konum denetim yöntemleri hakkında genel bilgiler verilmiştir. Üçüncü bölümde yapay sinir ağıları, yapay sinir ağılarının eğitimi, yapay sinir ağıları ile sistem modelleme ve denetiminde sık kullanılan ağ yapıları ve denetim yöntemleri hakkında genel bilgi verilip, yapay sinir ağıları kullanılarak asenkron motorların hız denetimi üzerine yapılan çalışmalar incelenmiştir. Dördüncü bölümde asenkron motorun hız denetiminde kullanılan ileri beslemeli ve YGKİ beslemeli yapay sinir ağılarının yapıları ve eğitimi için gerçekleştirilen aşamalar hakkında bilgi verilmiştir. Beşinci bölümde eğitimi gerçekleştirilen yapay sinir ağıları kullanılarak elde edilen benzetim sonuçları verilmiştir.

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 artırılabilir 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 [18].

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.

Rotorun hızı (ω_r) arttıkça, döner alanın rotor çubuklarını kesmesi azalacağından, rotor çubuklarında endüklenen emk' ler 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,

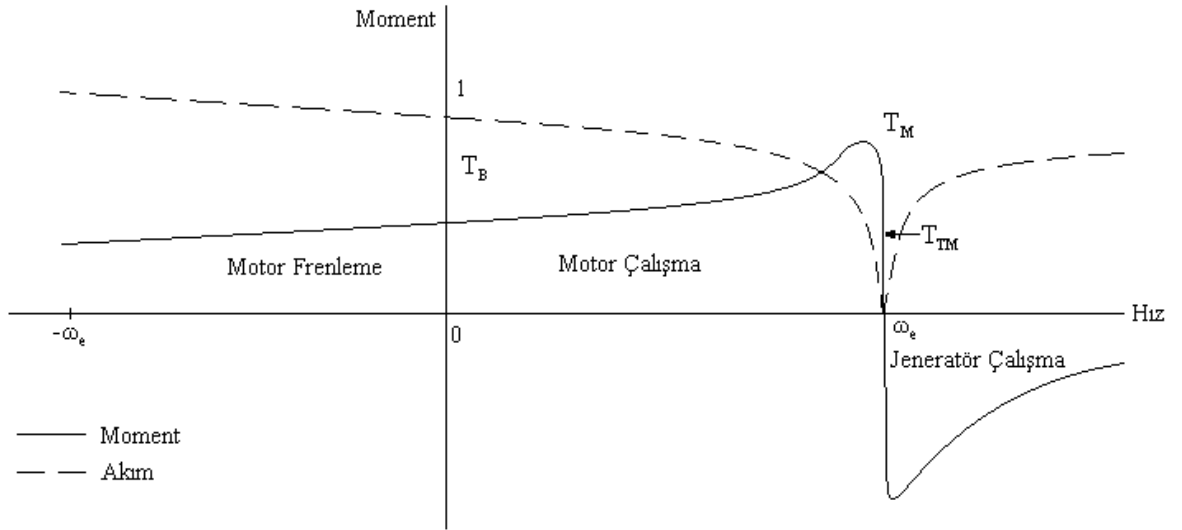
$$s = \frac{\omega_e - \omega_r}{\omega_e} . 100 \quad (2.1)$$

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

Denklem 2.1 'den de görüleceği 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 [19].



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. Bu şekilde 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 momentini ile hız eksenini arasında 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) [20].

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 benzetimini 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. Özellikle, makinelerin geçici durum davranışından oluşacak hata önemli derecede azalır.

Modellemenin en önemli aşamalarından biri de modellenenecek sistemin giriş ve çıkış büyüklüklerinin belirlenmesidir. Zira bu aşamadan sonra modelleme, bu giriş ve çıkışlar arasında uygun matematiksel model, entegro-diferansiyel denklem sisteminin 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 [20].

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, diş ve oluk etkileri ihmal edilmiştir.
- Magnetik kısımların geçirgenliği sonsuz varsayılmıştır.
- Histerisis 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.

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 [21].

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- 3-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 [21,22] bir vektörle temsil edilen stator akımlarının denetiminden meydana gelir. 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.

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

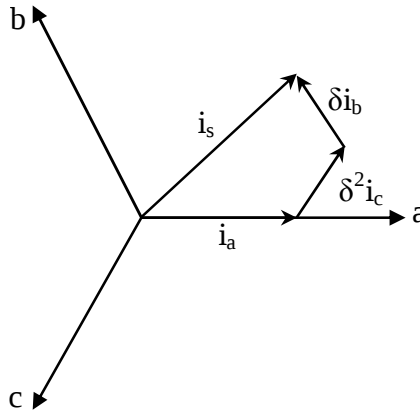
Sabit bir değerde rotor akısı ψ_r 'nin genliğini koruyarak moment T ve akımın moment bileşeni i_q arasında lineer bir ilişkiye sahip oluruz. Sonra, stator akım vektörünün moment bileşenini kontrol ederek momenti kontrol edebiliriz.

2.6 Uzak Vektör Belirleme ve İzdüşümü

AC motorların 3-fazlı gerilimleri, akımları ve akıları kompleks uzay vektörleri bakımından analiz edilebilirler [23]. 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.

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

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



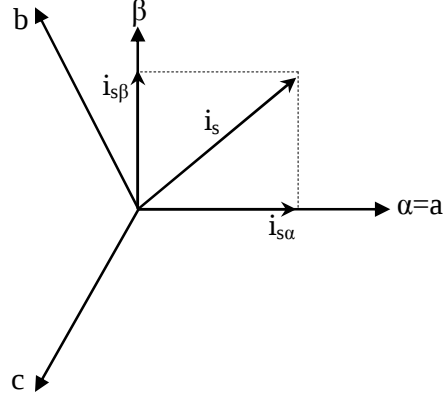
Şekil 2.2 Stator akım uzay vektörü ve (a-b-c)'deki bileşeni

Burada (a-b-c), 3-fazlı sistem eksenleridir. Bu akım uzay vektörü 3-fazlı sinüsoidal sistemi gösterir. Bu durumda zamanla değişmeyen 2-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 (α - β) denen 2 eksenle başka bir referans çerçevesinde yazılabilir. a eksenini ve α eksenini aşağıdaki vektör diyagramında aynı yönde varsayarak gösterebiliriz [20].



Şekil 2.3 Stator akım uzay vektörü ve (α - β)' daki bileşeni

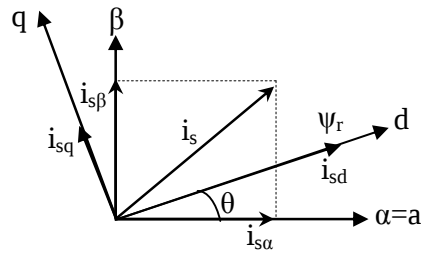
3-fazlı sistemi (α - β) 2 boyutlu sisteme çeviren izdüşümü aşağıda verilmiştir.

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

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 düşünersek, aşağıdaki diyagram akım vektörü için iki referans çerçevesi arasındaki ilişkiyi gösterir [20].



Şekil 2.4 Stator akımının uzay vektörü ve (α - β)'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) $\rightarrow$ (α - β)	(d-q) $\rightarrow$ (α - β)
$i_{\alpha} = \frac{2}{3}i_a - \frac{1}{3}(i_b - i_c)$ $i_{\beta} = \frac{2}{\sqrt{3}}(i_b - i_c)$ $i_0 = \frac{2}{3}(i_a + i_b + i_c)$ $\Rightarrow$ $i_{\alpha} = i_a$ $i_{\beta} = \frac{1}{\sqrt{3}}i_a + \frac{2}{\sqrt{3}}i_b$ $i_a + i_b + i_c = 0$	$i_{\alpha} = i_{sd} \cos \theta - i_{sq} \sin \theta$ $i_{\beta} = i_{sd} \sin \theta + i_{sq} \cos \theta$
(α - β) $\rightarrow$ (d-q)	(α - β) $\rightarrow$ (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,

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

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

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 [24],

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

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

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,

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

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 [24],

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

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

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

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

olarak ve motorun ürettiği moment,

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

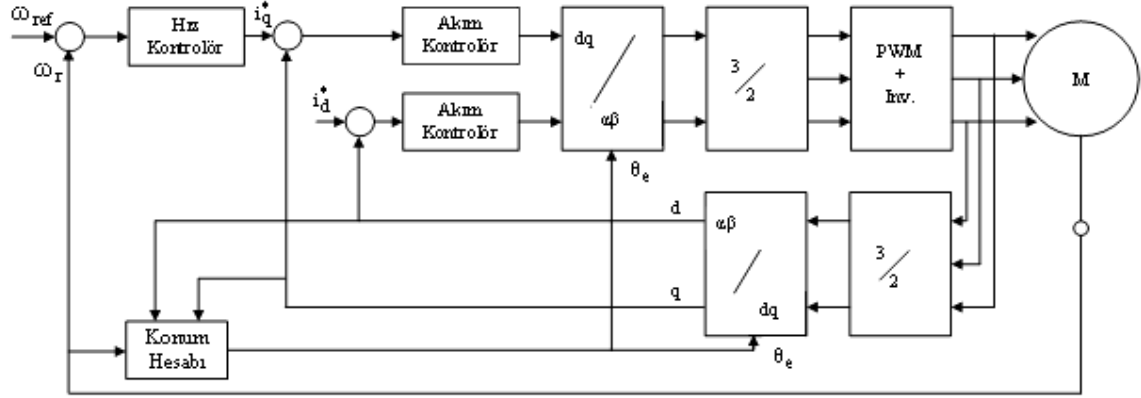
şeklinde elde edilir.

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 takdirde 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 [25]. 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 Asenkron motorun vektör kontrol şeması

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_d ve V_q 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 [26]. Bu nedenle çeşitli modülasyon teknikleriyle kontrollü güç kaynağında bulunan yarı iletken anahtar elemanlarının sürülmesi için ilgili PWM sinyalleri üretilebilmektedir.

Şekil 2.5’de asenkron motorların geleneksel yöntemlerle hız kontrol blok şeması verilmiştir. Motordan tatmin edici bir kontrol performansının elde edilebilmesi için iki kontrol bloğunun (hız kontrol ve akım kontrol), parametre değişimleri ve bozu yük şartlarına göre dayanıklı ve adaptif öğrenmeli bir kontrol sisteminin olması beklenir. Bu çalışmada, akım kontrolörleri geleneksel yöntemlerle yapılacak ancak hız kontrolü için dinamik YSA

kullanılacaktır. Tasarlanan YSA kontrolörle, motorun doğrusal olmayan yük şartlarındaki hız kontrol performansı incelenecektir.

2.10 Asenkron Motor Hız Kontrol Yöntemleri

ASM'ler, diğer motorlara göre ucuz olmaları, ortam şartları her nasıl olursa olsun kullanılabilmesi ve bakım gerektirmemeleri gibi üstün özelliklerinden ötürü endüstriyel uygulamalarda ve değişken hızlı tahrik sistemlerinde kullanılırlar. Bu sebeplerden, motorun değişken hızda çalışma şartlarının incelenmesi gerekmektedir [27].

Asenkron motor dinamik modelindeki denklemlere bakıldığında, durum değişkenleri olan akı bileşenleri ile hız çarpımları doğrusal olmayan bir yapı ortaya çıkarmaktadır. Bu sebepten bu denklemlerin çözümleri bilinen analitik çözümleme yöntemleri ile elde edilememektedir. Aynı zamanda her bir durum değişkeninin değerinin, kendisi dahil tüm durum değişkenlerine bağlı olduğu görülmektedir. Bu bağımlılık, sistem çözümlemelerinin oldukça kompleks bir hal almasına neden olmaktadır [28].

Hızın, sıfırdan başlayarak nominal değerinin iki katına veya üç katına kadar çıkan değerlerinin gerektiği uygulamalarda, sistemin dinamikleri oldukça farklı karakterler kazanmaktadır. Motor hızının sıfıra yakın değerlerinde diğer durum değişkenleri olan akım ve akı bileşenleri hızdan bağımsız hale gelmektedir.

Dinamik denklem takımı bileşenleri arasındaki bağımlılık, hızın sıfıra yakın olduğu durumlarda ortadan kalkmaktadır. Dolayısıyla akım ve akı bileşenleri hızdan bağımsız hale gelmektedir.

ASM kontrolü esnasında, genelde akı genliği referans değeri sabit tutulur. Ancak motorun kalkışı esnasında akı genliği de, hız gibi sıfırdan başlayarak nominal değerine kadar yükseltilmektedir. Bu anda, motorun ürettiği momentte ve tüm elektriksel işaretlerde büyük değerli ve hızlı değişimler ortaya çıkmakta ve motorun kontrolü güçleşmektedir.

Rotor akısının doyma değerini aşması sistem parametrelerinin çok büyük miktarlarda değişimlerine sebep olmaktadır. Motorun sürme frekansı ve hızının değişimleri de etkin sargı dirençleri ve endüktanslarını değiştirmektedir. Özellikle rotor parametreleri tüm bu değişimlerden büyük ölçüde etkilenmektedir.

2.10.1 Stator Geriliminin Değiştirilmesi İle Hız Kontrolü

Bu yöntemde endüklenen moment, gerilimin karesi ile değişmektedir. Stator geriliminin değişimine dayanan bu yöntemde hız, makinenin sabit nominal yük ile yüklenmesi durumunda

gerilimin frekansı ile belirlenen senkron hız değeri ile devrilme momentine karşı gelen hız değeri arasında değiştirilebilir. Gerilimin genliğinin değiştirilmesi ne makinenin maksimum momentinin oluşturduğu devrilme kayması değerini, ne de senkron hız değerini etkilemektedir. Bu nedenle hız kontrol aralığı sabit yük momenti durumunda oldukça dardır. Makine ancak üretebileceği maksimum momentine kadar yüklenebilir.

Stator geriliminin değiştirilmesi ile yapılan hız kontrolü, hız kontrol aralığının dar olması nedeniyle sabit yük momenti karakteristiğine sahip yüklerin değişken hızlı tahrikine uygun değildir. Ancak hızın karesi ile orantılı yük momenti üreten fan tipi yüklerin yer aldığı kısıtlı bir uygulama için elverişlidir [27].

2.10.2 Stator Sargısı Kutup Çiftinin Değiştirilmesi İle Hız Kontrolü

ASM' de kutup sayısını değiştirmek, senkron hızı doğrudan etkilemektedir. Kutup çifti sayısının artırılması motorun hızındaki değişimlerde yer alan kademeleri arttırmakla beraber genelde bir sargıdan ikiden fazla kutup sayısının elde edilmek için kullanımı, gerekli anahtarların karışıklığı nedeniyle çok uygun değildir. Bu nedenle farklı sargı kullanılmasını gerektirir. Dolayısıyla da bu sebepten maliyet artar. Bu ise istenilen bir durum değildir. Burada stator sargısı kutup çifti sayısı arttıkça, motorun senkron hızı düşecektir ve kademeli bir hız kontrolü sağlanacaktır. Kademe değişimleri esnasında ise, ani akım değişimleri oluşur ki, istenilen her hız değerleri elde edilemez ve sadece özel yapılardaki motorlara bu yöntem uygulanabilir [27].

2.10.3 Stator Frekansının Değiştirilmesi İle Hız Kontrolü

Stator frekansı kullanılarak, senkron hız değiştirilebilir. Hızı artırmak için frekansı artırmak gerekir. Bu durumda ise, makineden endüklenecek moment değeri düşecektir. Makinenin stator gerilimini, frekans ile beraber artırmak bu sorunu ortadan kaldıracaktır. Bu yöntem için frekans çeviriciler kullanılır.

ASM kontrol sistemlerinin her biri, gerçekleştirilmek istenen uygulama için özellikle önemli olan belirli sorunlara çözüm getirmek üzere geliştirilmiştir. Böylece, çalışmaların başlangıcından bu yana birçok kontrol yöntemi önerilmiştir [28]. Bunlar çeşitli açılardan birbirlerinden ayrı ele alınmaktadırlar;

- Besleme kaynağı açısından: Gerilim ara devreli eviriciler veya akım ara devreli eviriciler.
- Vektör kontrol yaklaşımı açısından: Doğrudan veya dolaylı vektör kontrolü

- Akı bilgisi elde etme açısından: Modelden hesap (kestirim), akı gözetleyicisi
- Yönlendirme açısından: Stator akısı, hava aralığı akısı veya rotor akısı
- Model tanıma yöntemleri açısından: Tüm model tanıma veya bazı parametrelerin kestirimi

2.10.4 Rotor Direnci Değerinin Değiştirilmesi İle Hız Kontrolü

Rotor sargısına direnç ekleyerek yapılan hız kontrolü ancak bilezikli ASM'lerde uygulanabilir. Fakat düşük hızlarda direnç üzerindeki ısı kayıplarının ve ek kayıpların çok artmasından dolayı büyük güçlü ASM'lerde pek kullanılmaz.

ASM' nin hız kontrolü için kullanılabilirliği fazla olan yöntem, stator frekansı ve genliğinin beraber değiştirilmesidir. Bu değerlerin kontrol edilebilmesi için ASM' nin sürülmesi gerekir. Çünkü az akım ve gerilimli kontrol devreleri, gerektiğinde çok güçlü ASM' leri ara elemanlar olmadan süremezler. Bu sebeple farklı yapılara sahip gerilim, frekans çeviriciler ve eviriciler kullanılmaktadır.

2.10.5 Skaler Kontrol Yöntemleri

Motorun hız kontrolünde, stator geriliminin genlik ve frekansının değiştirilmesi en uygun yöntemdir. Motorun sürekli rejimde geçerli olan, $R_s = 0$ olması koşulu altında gerilim/frekans oranının sabit tutulması ile düşük hızlar dışında motorun hızının geniş bir aralıkta kontrol edilebilir. Ancak bu yöntemde, stator geriliminin genliğinin az olduğu düşük hız bölgelerinde stator direnci önemli hale gelir. Motora nominal yükünün uygulanması durumunda, bu çalışma bölgesinde gerekli moment değerinin sağlanması için motora uygulanan gerilime oranla oldukça büyük değerde olan R_s gerilim düşümünün de karşılanması gerekmektedir. Bu değer yol alma sırasında da önemli olup motorun başlangıçta üretmesi gereken yol alma momentinin değerini etkilemektedir. Bu nedenle özellikle düşük hız bölgelerinde gerilimin genliği, bahsedilen gerilim düşümünü kompanze edebilecek şekilde gerilim/frekans oranının belirlendiği değerden daha yüksek seçilmelidir. I.R kompanzasyonu olarak adlandırılan bu yöntem ASM' ler için sürücü imal eden firmalar tarafından yaygın olarak kullanılmaktadır [29].

Endüstride ASM'lerin hız kontrolünde sıkça kullanılan stator geriliminin genlik ve frekansının değiştirilmesinin söz konusu olduğu yöntemin gerçekleştirilebilmesi için motorun beslendiği güç katının, değişken genlik ve frekansta gerilimler üretebilecek özellikte olması gerekir. Motoru besleyen şebeke sabit genlik ve frekansta sinüzoidal gerilimler sağlamaktadır.

Bu kaynaktan motorun hız kontrolü için gerekli değişken genlik ve frekanslı sinüzoidal işaretler üreten güç elektroniği devrelerinden oluşmuş sistemlere genel olarak frekans çeviriciler adı verilmektedir. Bu çeviriciler genel olarak iki çeşittir:

- a) Doğrudan frekans çeviriciler
- b) Ara devreli frekans çeviriciler
 - Gerilim ara devreli frekans çeviriciler
 - Akım ara devreli frekans çeviriciler

AA motorları sargılarından akan sinüzoidal akımlara ve sargı gerilimlerine göre boyutlandırılırlar. Değişken hızlı tahrik sistemlerinin endüstriyel uygulamalarında, güç katı olarak, büyük bir çoğunlukla değişken genlik ve frekansın elde edilmesi için eviriciler kullanılmaktadır. Eviriciler sabit doğru gerilim veya akımdan beslenirler. Bu kaynaktan motor sargılarına uygulanmak üzere sinüzoidal akımlar elde edilmesi için en ekonomik ve uygulanması en kolay yöntem, giriş genliğinin sabit tutulduğu, fakat bu genliğin uygulanma süresinin ya da darbe genişliğinin çıkışta istenilen sinüzoidal işarete göre modüle edilerek, darbe dizisi biçimindeki işaretlerin oluşturulduğu yöntemdir. Bu sebepten darbe genişlik modülasyonu olarak adlandırılır.

2.10.6 Vektörel Denetim Yöntemleri

DA motorları hız kontrollerin kolayca yapılabilmesinden ötürü, endüstride değişken hızlı kontrol sistemlerinde uzun süre rakipsiz kalmışlardır. Fakat bu motorların komütatör ve fırça yapısı, motorun sürekli olarak bakım gereksinimine, hem de fırça kolektör teması nedeniyle patlayıcı, parlayıcı ve tozlu ortamlarda kullanılamamasına, yüksek devirlere ve yüksek gerilimlere çıkılamamasına sebep olmuştur. ASM'ler sağlam yapıları, bakım gerektirmemeleri, yüksek güç/ağırlık oranları ve her türlü ortam koşullarında çalışabilmeleri gibi üstün özellikleri nedeniyle önceden beri kullanılmakta ve endüstrinin ilgisini çekmekteydi. Mikro elektronik alanındaki gelişmeler sayesinde karmaşık kontrol ve dönüşüm algoritmaları daha kolay yapılabilmekte, güç elektroniğindeki gelişmeler sayesinde ise anahtarlama elemanlarının güç ve hızlarının artmasıyla ASM'lerin kontrolleri kolaylaşmaktadır.

DA motorlarında birbirinden bağımsız olarak kontrol edilebilen alan ve armatür akımları bulunmaktadır. ASM'lerde ise üç fazlı akımlar mevcuttur ve bunlar birbirlerine sıkıca bağımlıdır. Bu, akımların hiçbirinin bağımsız olarak kontrol edilemeyeceği anlamına gelir.

Bu akımları i vektörüyle temsil edersek, DA motorlarının aksine, moment veya akı büyüklükleri ile i arasında lineer bir ilişki olmadığını söyleyebiliriz [27].

Amaç, ASM' yi hem geçici hem de sürekli rejimde kontrol edebilmektir. Bu sebepten motorun dq modeli üzerine kurulan vektör denetim yöntemleri geliştirilmiştir. Bu denetim türünde amaç, motorun denetim girişleri olan stator geriliminin genliği ve frekansı yanında fazını da göz önüne alarak bir denetim sağlamaktır. Dolayısıyla skaler yöntemlerden daha ileri bir noktada yerini almaktadır. ASM'nin dinamik modeli kullanılarak, rotor akısı sabit tutulursa DA motorunun davranışına sahip oluruz. Sabit ve döner eksen çatıları arasında dönüşümün sağlanması için $\cos\theta$ ve $\sin\theta$ birim vektörlerinin elde edilmesi gerekmektedir. Akı vektörünün genlik ve konum bilgisinin elde edilme şekline göre iki farklı vektör kontrol yöntemi vardır:

- 1) Doğrudan vektör denetimi
- 2) Dolaylı vektör denetimi

2.10.6.1 Doğrudan Vektör Denetimi

Doğrudan vektör denetim yapısı, temel olarak rotor akısının genlik ve konum bilgisinin hava aralığı akı yoğunluğunun doğrudan ölçüm veya tahmin yoluyla bulunması ilkesine dayanır. Hava aralığı akısının doğrudan ölçüm yoluyla bulunması, araştırmacı bobinler (search coil) veya hall etkili aletlerle gerçekleştirilir. Ancak her iki aletle de akı ölçümü özel amaçlı olarak üretilmiş motorlar gerektirdiğinden endüstriyel uygulamaları yoktur. Bu nedenle uygulamada, vektör dönüşümleri için gerekli olan rotor akı vektörünün genlik ve konum bilgisi algılayıcısız denetim yöntemlerinde olduğu gibi bir aletle ölçülmez yerine ölçülebilen büyüklükler olan stator akım ve gerilimlerinden tahmin yoluyla elde edilebilir [30]. Fakat bu yöntemlerde düşük hızlarda meydana gelen açık integrasyon sorunu ortaya çıkmaktadır.

2.10.6.2 Dolaylı Vektör Denetimi

Dolaylı vektör denetim yönteminde, rotor akısının genlik ve faz bilgisinin elde edilmesinde doğrudan denetim yönteminde olduğu gibi akı algılayıcısı/gözlemcisine gerek duyulmaz [31]. Dolaylı vektör denetiminde, akı vektörünün konumunun belirlenmesi için konum/hız algılayıcıları kullanılır. Rotor akısının konumu, motor miline yerleştirilen konum veya hız algılayıcılarından elde edilen konum bilgisi ile referans işaretten elde edilen referans kayma değerinden yararlanılarak bulunur. Böylece rotor akısının konum bilgisi, doğrudan akı algılayıcıları veya gözlemleyicileri ile değil de dolaylı yoldan hesaplamalar ile elde edilir.

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 bu gün 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 oluşturmastır.

3.1 Yapay Sinir Ağlarının Kullanımının Sebepleri

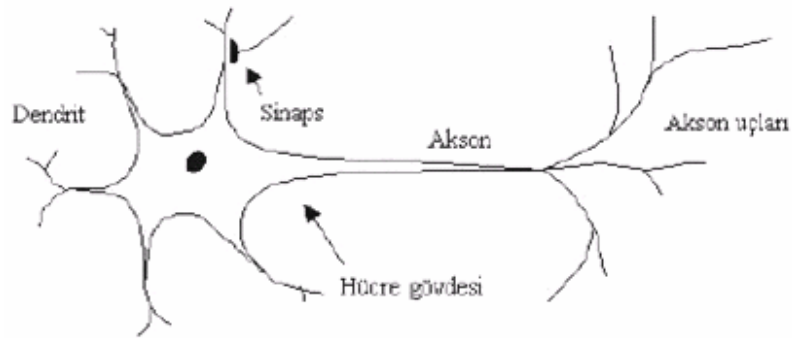
- 1- YSA' lar verilerden hareketle, bilinmeyen ilişkileri akıllıca hemen ortaya çıkarabilmektedir. Bu özellikleri, uygulama açısından son derece önemlidir. Ayrıca veri toplama için bir ön sorgulama ya da açıklama gerekmemektedir,
2. YSA' lar çözüm olarak genelleştirilebilir. Bir örnekten hareketle, diğer örneklerdeki benzerlikleri doğru olarak anlayabilirler. Genelleştirme yapılabilmesi bu bakımdan çok iyi bir özelliğidir.
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 eğitime 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 hücreler arasındaki mevcut sinaptik ilişkilerin değişimi veya hücreler arasında yeni sinaptik ilişkilerin kurulması “öğrenme” sürecine karşılık gelir [32].



Şekil 3.1 Biyolojik sinir hücresi

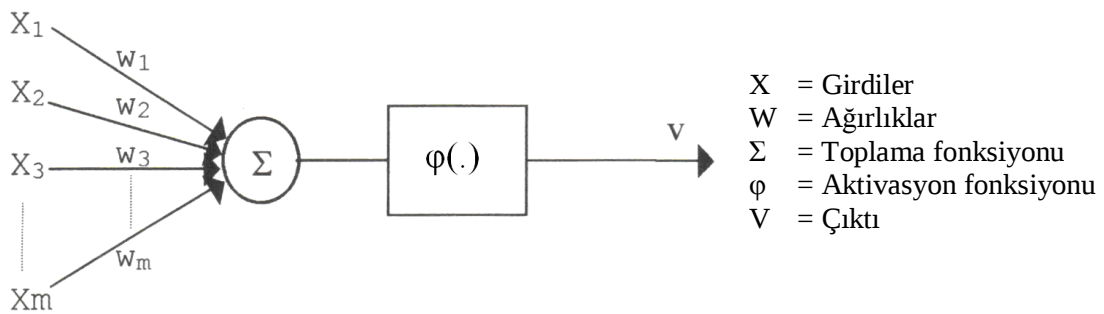
3.4 Yapay Sinir Ağı'nın Tanımı ve Modeli

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 ağı'nın 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 [33].

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, aktivasyon (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 diğer 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 $x_1, x_2, x_3 \dots x$ 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 yapılır.

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

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

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 değiştirimin ayrıntıları $\phi(.)$ fonksiyonunun ayrıntılarıyla belirlenir. Yani V sinir çıkış etkinliği, sinire girişlerden gelen toplam etkinliğe, bir $\phi(.)$ eşik fonksiyonu üzerinden bağlıdır.

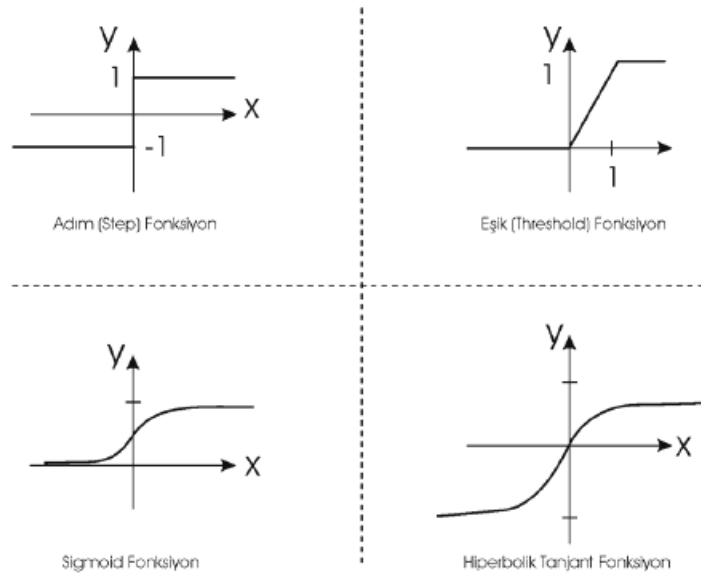
$$\phi(.) = u \quad (3.3)$$

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

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

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

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 ağlarını 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 [34].

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 ağı 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.

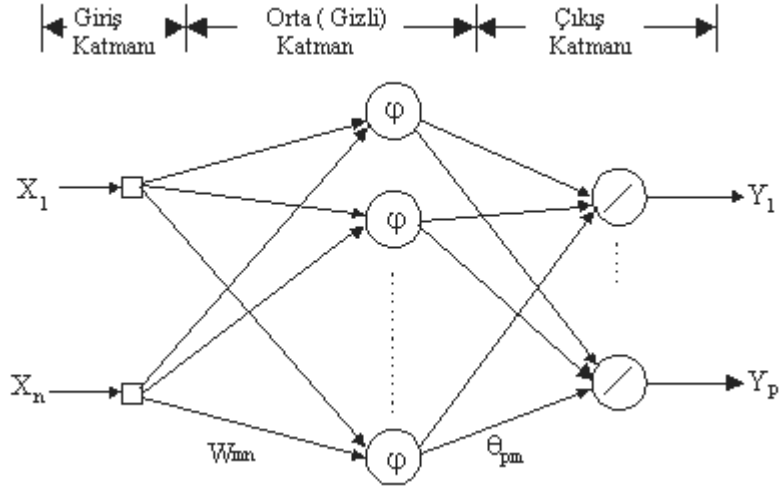
Hız: Bilgi işleme hızı bilgisayar teknolojisinde önemli bir yer teşkil eder. Sistemlerin her geçen gün biraz daha karmaşık olduğu, dolayısı ile daha fazla hacimde veriyi daha verimli bir şekilde işleme gerekliliği, yeni yazılım/donanım sistemlerinin zorunluluğunu ortaya çıkarmıştır. Diğer yandan insan beyni oldukça fazla bilgiyi gerçek zamanı (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 [35]. 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 ağa dağıtılmış demektir. Bu bilgiler, yapay sinir ağının belleğidir veya diğer bir deyişle yapay sinir ağları eğitildikten sonra kullanılacağı sistem için bir veri tabanıdır.

3.6.1 İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

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.

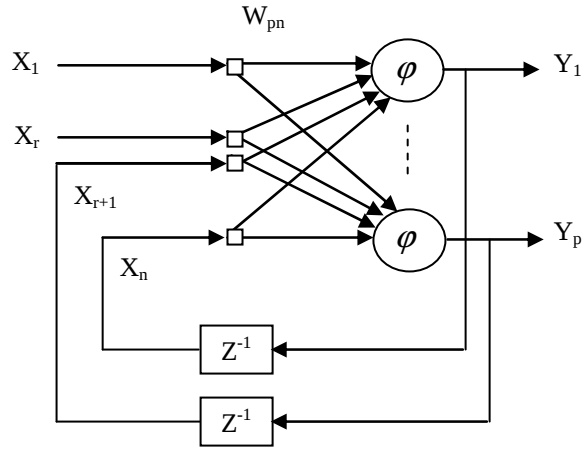
$$\begin{aligned} V_i &= \sum_j W_{ji} X_j, \quad O_j = \phi(V_j) \quad i=0,1,2,...m \quad j=0,1,2,...n \\ Y_l &= \sum_j \theta_{lj} O_j \quad l=1,2,...p \end{aligned} \quad (3.7)$$

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 tanılanması ve denetiminde de yaygın olarak kullanılmaktadır.

3.6.2 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

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 yapısı 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.

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.

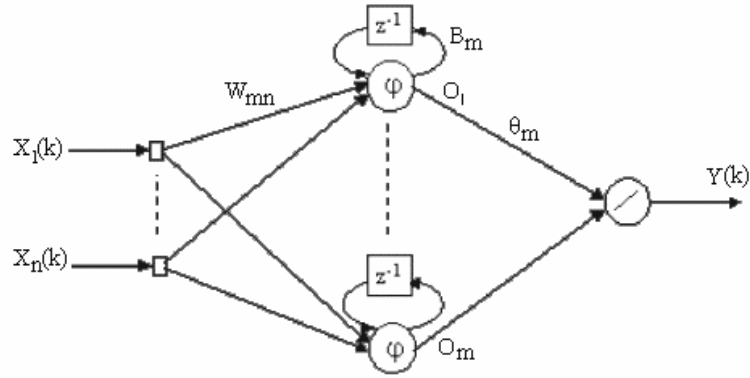
$$X = (X_1, X_2, \dots, X_r, Y_1(-1), Y_2(-1), \dots, Y_p(-1)) \quad (3.8)$$

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

$$Y_i = \phi(\sum_{j=0} W_{ji} \cdot X_j) \quad j, i=0, 1, 2, \dots, p \quad (3.9)$$

3.6.2.1 Yöresel Geri Küresel İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

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 adlandırılan Şekil 3.6 de verilen YSA' dır.



Şekil 3.6 YGKI yapay sinir ağı.

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

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

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

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.

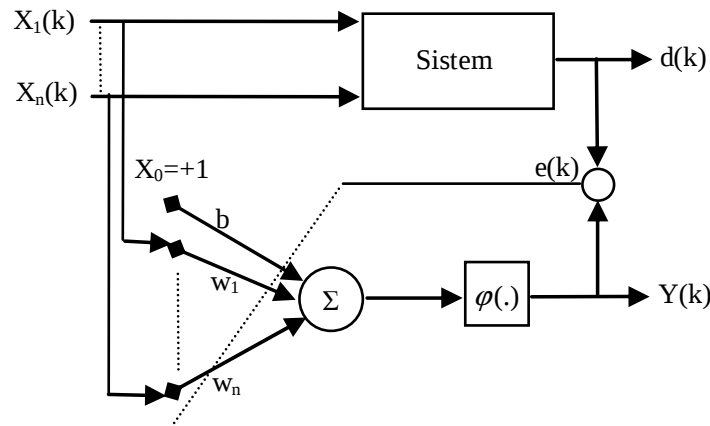
Yapay sinir ağının öğrenme işlemini gerçekleştirebilmesi için, sahip olduğu bütün ağırlıkların, ilgili problemde öğrenilmesi istenen özellikleri genelleştirecek şekilde doğru değerlere sahip olması gerekir. Bu doğruluk ne kadar artarsa ağın öğrenme işlemi o kadar iyi olur. Doğru ağırlık değerleri, bir 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 [36].

Eğitici Öğrenme: Bu yöntemde, dışardan bir eğitici sinir ağına müdahalesi söz konusudur. Eğitici, sinir ağına ilgili girdi için üretmesi gereken sonucu sinir ağı sistemine verir. Yani yapay sinir ağına girdi/çıkış ikilisinden oluşan örnekler sunulur. Bu ikili, ağı 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 aktararak 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 kriter gere 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 ağırlara uygulanabilmektedir. Eğitici bir öğrenme algoritmasıdır. Ağırlık 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.

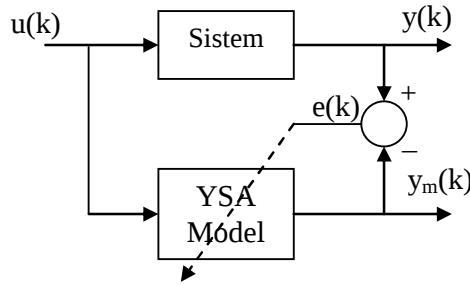
$$Y = \phi(V) = \frac{1}{1 + e^{-V}} \text{ ise } Y' = \phi'(V) = Y.(1 - Y) \quad (3.18)$$

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

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 [37].



Şekil 3.8 Sistem tanılama

3.8.1 Sistem Tanıma Aşamaları

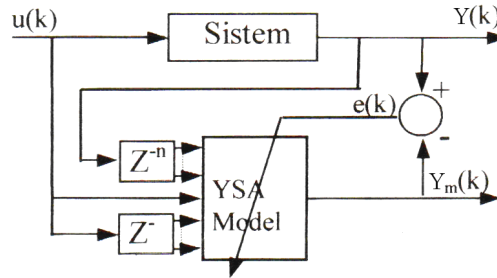
Sistem tanıma aşağıdaki 4 aşamadan oluşur [38,39].

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 tanıma 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

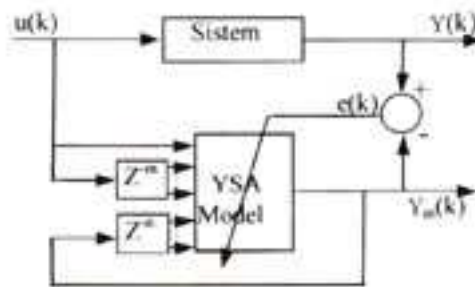
Bir sistemin düz yön dinamiklerini gösterecek şekilde yapay sinir ağı modelin seçilmesi ve eğitilmesi düz modelleme olarak söylenir. Şekil 3.9’de NARX ya da seri- paralel model yapısına göre bir sistemin yapay sinir ağı tam modeli verilmiştir.



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.

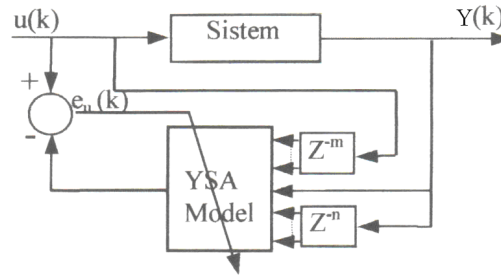


Şekil 3.10 Yapay sinir ağı ile düz modelleme (NOE model)

Sistem tanılamada NARX model, kararlılık açısından ve statik geriye yayılım algoritması ile yapay sinir ağı eğitilebileceğinden tercih edilir. Ancak, gürültülü sistemlerde, gerçek sistem çıkışı üzerindeki gürültünün neden olduğu polarma problemini önlemesi nedeniyle NOE model kullanılır.

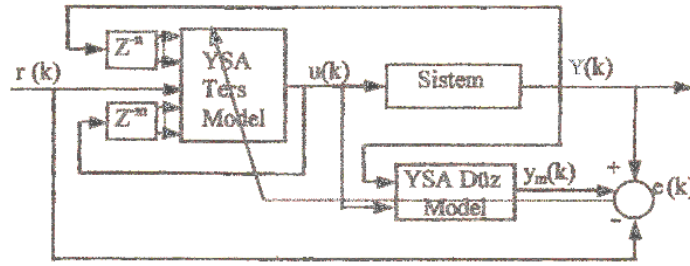
3.8.3 Ters Modelleme

Yapay sinir ağı bulunan denetim sistemlerinde, genellikle sistemin ters modeli denetleyici olarak kullanılır ve bir sistemin ters yön dinamiklerini $u(k)=f(y(k),u(k-m))$ verecek şekilde yapay sinir ağı modelin seçilmesi ve eğitilmesi ters modelleme olarak söylenir.



Şekil 3.11 Yapay sinir ağı ile ters modelleme

Doğrudan ters modelleme olarak ta bilinen Şekil 3.11 'deki modelde sistemin o an ki ve önceki çıkışları ile sistem girişinin önceki örnekleri yapay sinir ağı ters modelin girişleri olarak alınır ve yapay sinir ağı model sistemin girişini verecek şekilde eğitilir. Ancak doğrudan ters modelleme yönteminde sistemin doğru bir ters modeli elde edilemeyebilir. Bu nedenle gerçekte bir denetim sistemi yapısı olan ve özelleştirilmiş ters modelleme olarak bilinen ters modelleme yöntemi kullanılır.



Şekil 3.12 Yapay sinir ağı ile özelleştirilmiş ters modelleme

Özelleştirilmiş ters modelleme yönteminde önce sistemin düz modeli belirlenerek eğitilir ve bir referans sinyalle sistem çıkışı arasındaki hata, düz model üzerinden geriye yansıtılarak ters modelin eğitimi için gerekli hata işareti belirlenir. Doğrudan ters modellemede, sistem girişine göre seçilen bir amaç ölçütü en azlanırken özelleştirilmiş ters modellemede 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 çıkışı 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 olmadığında 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[40].

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.

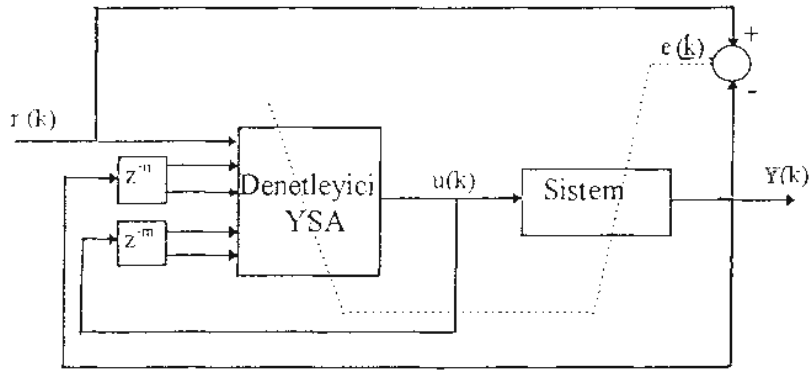
Yapay sinir ağlarının yapısı ve özellikleri nedeniyle doğrusal olmayan sistemlerin uyarlamalı denetimindeki etkinliği, çalışmaların yapay sinir ağları ile denetim alanında yoğunlaşmasına neden olmuştur. Yapay sinir ağlarıyla sistem denetiminde, doğrusal sistemlerin denetiminde kullanılan uyarlamalı denetim 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 [41].

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.



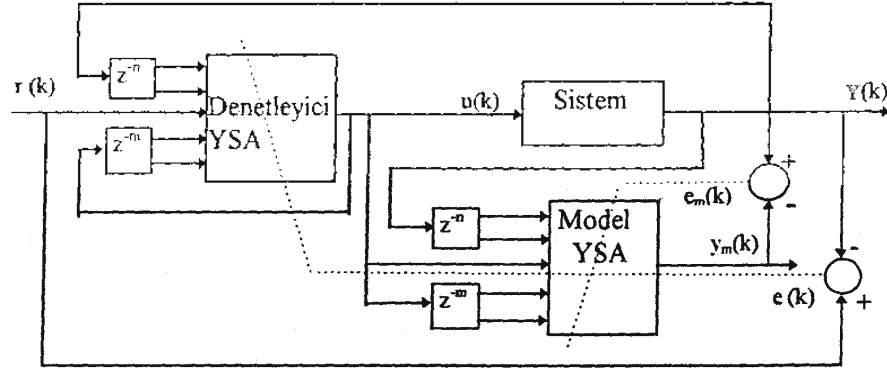
Şekil 3.13 Doğrudan Uyarlamalı Denetim.

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 [41].

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.

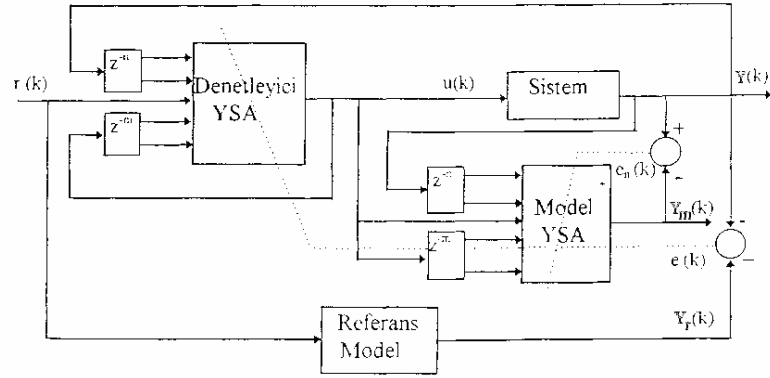
Sistemin ters dinamiklerinin, denetleyici YSA' da tam doğru olarak tanımlanamadığı durumlarda dolaylı uyarlamalı denetim yapısı tercih edilir. Model YSA, gerçek zaman dışı eğitildikten sonra denetleyici YSA, gerçek zamanda eğitilebilir. Ancak, dinamikleri hızlı değişen sistemler için bozucu girişlere 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 [41].

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[41].

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

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.



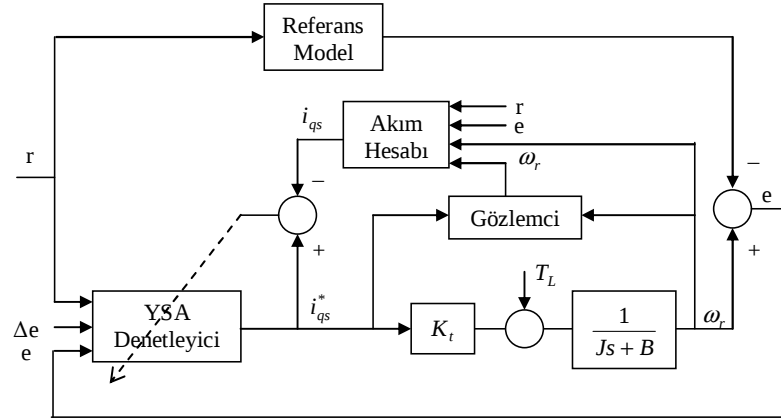
Şekil 3.15 Dolaylı Model Referans Uyarlamalı Denetim.

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[41]. Doğrudan model referans uyarlamalı denetimde doğrusal olmayan sistem üzerinden denetleyici YSA' nın eğitilmesi gerekir.

3.10 Yapay Sinir Ağları ile Asenkron Motor Hız Kontrolü Üzerine Yapılan Çalışmalar

Kaynak [10]'da YSA, model referans uyarlamalı denetim yöntemi ile hız kontrolör olarak kullanılmıştır. YSA girişlerine referans hız verilip çıkış I_q referans tork akım olarak alınmıştır. YSA'nın eğitimi on-line olarak gerçekleştirilmiştir. Eğitim için referans model ile motor hızı arasındaki hata kullanılmıştır.

Şekil 3.16'da YSA kullanılarak model referans adaptif hız kontrolü gerçekleştirildiği sistemin blok şeması görülmektedir. Burada eğitim örneklerini sağlamak için dayanıklı gözlemci tabanlı model referans işleme kontrol tekniği kullanılmıştır. Daha sonra da eğitilen YSA adaptif hız kontrolör olarak kullanılmıştır. YSA girişi olarak hata, hatanın değişimi ve referans hız verilmiş, çıkışı olarak da referans tork akımı I_q alınmıştır. Hız değişimi, motor hızı, hız hatası ve referans sinyalleri ile Lyapunov teoreminden faydalanılarak arzu edilen tork akımı I_q hesaplanmış ve YSA'nın eğitimi bu hesaplanan akım I_q ile YSA çıkışı arasındaki hataya göre yapılmıştır[11].

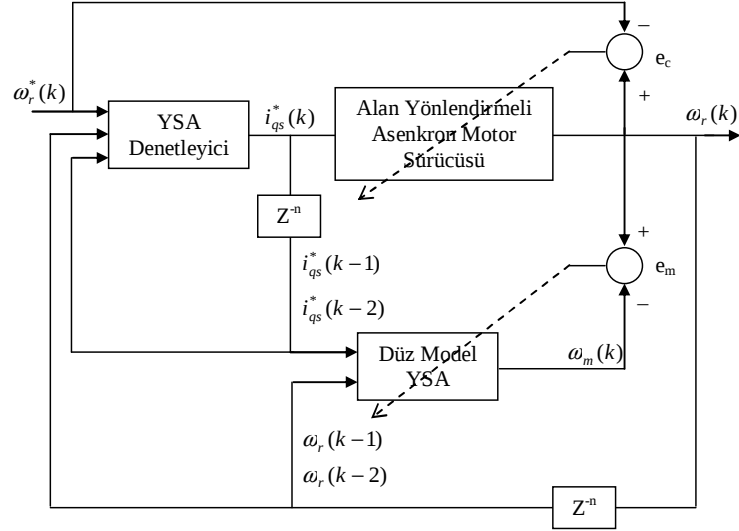


Şekil 3.16 YSA kullanılarak model referans adaptif hız denetimi gerçekleştirilen sistemin blok şeması

Model referans uyarlamalı denetim yapısının kullanıldığı bir başka çalışmada iki YSA ile kontrol yapısı gerçekleştirilmiştir. İlk yapay sinir ağına motor hızı ve gecikmiş girişi olarak verilip I_q referans tork akımı öğretilmiştir. Bu yapay sinir ağının eğitimi ters model mantığıyla gerçekleştirilmiştir. İkinci YSA kompanzasyon için kullanılmış ve girişine hız ve hız değişimi uygulanıp, I_q akım değişimini öğrenecek şekilde eğitilmiştir[12].

YSA ile sistemlerin denetiminde kullanılan bir başka yöntem doğrudan uyarlamalı denetim yapısıdır. Kaynak [13]'de bu yöntem kullanılarak yapay sinir ağının eğitimi on-line olarak gerçekleştirilmiştir. Eğitim sinyali, referans ile motor hızı arasındaki hata ile hesaplanmıştır. Yapay sinir ağının girişleri referans hız, motor hızının iki gecikmiş ve referans tork akımının iki gecikmiş olmak üzere beş tanedir.

Kaynak [14] ve [15]'de YGKI yapay sinir ağı kullanılarak dolaylı uyarlamalı kontrol yapısı gerçekleştirilmiştir. Asenkron makineyi tanılamak için kullanılan yapay sinir ağına referans tork akımının iki gecikmiş ile motor hızının iki gecikmiş girişi olarak uygulanmış ve motor hızı tanımlanmıştır. Kontrolör yapay sinir ağına ise giriş olarak, referans hız ile birlikte motor hızı ve referans tork akımının birer gecikmişleri uygulanarak referans tork akımı I_q elde edilmiştir. Kaynak [15]'de farklı olarak, tanılama ağı yada model ağına referans tork akımı giriş olarak verilmiş, ayrıca iki katmanlı lineer küresel geri beslemeli YSA kullanılmıştır.



Şekil 3.17 Dinamik YSA kullanılarak hız denetiminin gerçekleştirildiği sistemin blok şeması

Geleneksel denetim yöntemlerinden yararlanarak da YSA tabanlı kontrol yapılabilir. YSA, hız kontrolör PI denetleyiciyi modellemek için kullanılır, böylece PI denetleyicinin davranışı yapay sinir ağına öğretilmiş olur. Daha sonra PI denetleyici sistemden çıkarılıp YSA bağlanır. Yapay sinir ağına PI denetleyicide olduğu gibi sadece hız hatası girilip ve çıkış olarak referans tork akımı I_q elde edilir[16].

Geleneksel denetleyicileri doğrudan modellemek yerine YSA ile birlikte kullanılarak daha dayanıklı bir kontrol yapısı elde edilebilir. Sistemin hız kontrolörü PI denetleyicidir. YSA PI denetleyicinin parametrelerini ayarlamak için kullanılır. Böylelikle YSA-PI denetim yapısı ile doğrusal olmayan yük ve parametre değişimlerine karşı denetim sisteminin dayanıklılığı ve performansı artırılabilir. YSA eğitilerek, PI parametrelerini otomatik olarak ayarlayabilir. Böylelikle de PI denetleyicinin tasarım zorluğu giderilmiş ve daha dayanıklı bir kontrolör elde edilmiş olur [17].

4. DİNAMİK YAPAY SINIR AĞIYLA ASENKRON MOTORUN HIZ KONTROLÜ

Son yıllarda doğrusal olmayan bilinmeyen ya da yarı belirgin sistemlerin denetiminde, geleneksel denetleyicilerin yerine YSA gibi akıllı denetleyicilerin kullanımı teknolojik gelişime paralel olarak hızla artmaktadır[42-44]. Bu çalışmalar halen gelişme aşamasında olmasına rağmen, denetim alanında YSA, doğrusal olmayan bazı sistemlerin denetimine uygulanmıştır.

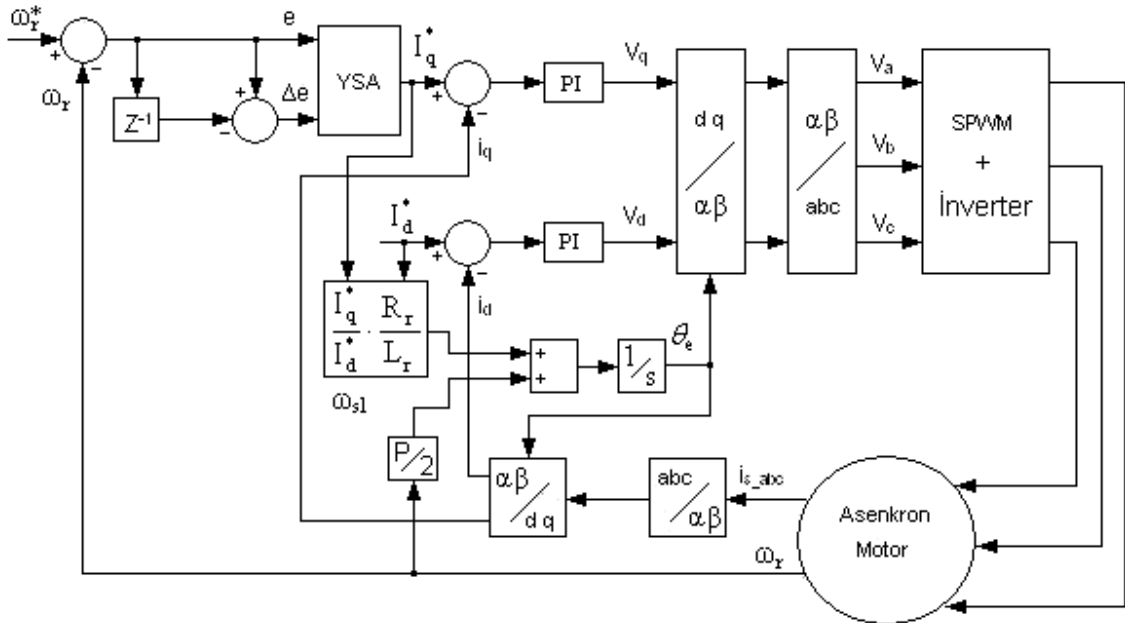
Klasik kontrol yöntemlerinde, kontrolörün seçimi, nasıl bağlanacağı ve parametrelerin tespiti büyük bir sorundur. Kontrolörün parametreleri sistem parametrelerine göre seçildiğinden kontrol edilecek sistemin matematiksel modelinin çıkarılması gerekir. Doğrusal olmayan bir sistem için matematiksel modelin çıkarılması çok zordur, yaklaşık modeller çıkarılabilir. Model tam ve doğru olarak çıkarılsa bile, sisteme etki edecek bozucu girişler veya sistemdeki parametre değişiklikleri sonucunda sistemin dinamiği değişebilir. Buda normal şartlar düşünülerek tasarlanmış klasik bir denetleyicinin kontrolde istenen sonuçları verememesine sebep olur. Yapay sinir ağları öğrenme ve genelleme yapabilme özelliklerinin bulunması ve matematiksel denklem kurma zorunluluğu olmadan sisteme uygulanabilmesi gibi avantajlara sahip olduğundan parametre değişimlerine adapte olup daha iyi bir denetim işareti sağlayacaktır. YSA nin doğrusal olmayan yapıları, uyarlama ve genelleme yeteneklerine sahip olmasından dolayı elektrik motorlarının hız, konum, moment ve akı denetimlerine ilişkin çeşitli çalışmalar yapılmıştır [45-49]. YSA nın özellikle ileri beslemeli, radyal tabanlı fonksiyon ağları, özgeribeslemeli ve dinamik ağ yapıları ile asenkron motorların hız ve konum denetimleri yapılmıştır [50-52].

Sistemlerin yapay sinir ağları ile kontrolünde kullanılan mevcut yöntemler; doğrudan uyarlamalı denetim, dolaylı uyarlamalı denetim, model referans uyarlamalı denetim, dahili model denetimi, tahmini denetim, öz uyarlamalı denetim, sabit denetleyicili denetim ve sınıflandırıcı yapay sinir ağı ile denetimdir [41]. Doğrudan kontrol yönteminde, yapay sinir ağı sistemin tersini öğrenecek şekilde eğitilir sisteme uygulanıp kontrolör olarak çalışması sağlanır. Yapay sinir ağı ile doğru bir ters model elde edilirse sistemin çıkışı referans girişe eşit olacaktır. Dolaylı kontrol yönteminde ise, yapay sinir ağı sistemin hem ters hem de düz modelini öğrenecek şekilde eğitilir. Düz modelin sistemin kendisi ters modelinde kontrolörü olarak kullanılması sağlanır.

Bu tezde, hatayı ve hatanın değişimini giriş olarak kullanan, ileri beslemeli YSA yapısı ve yöresel geri-küresel ileri beslemeli YSA yapısı ile asenkron motorların hız kontrolü gerçekleştirilmiştir. Bu bölümde asenkron motorun YSA ile kontrol yapısı verilmiş, kontrol yapılarının Matlab M-dosyalarıyla eğitimi ve Matlab Simulink ile oluşturulan eğitilmiş YSA'lı kontrol yapılarının hız denetim performansları incelenmiştir.

4.1 Asenkron Motorun YSA ile Hız Kontrolü

Alan yönlendirmeli kontrol olarak da bilinen vektör kontrolü, bir vektör ile temsil edilen stator akım ve gerilimlerini, hem genliğini hem de fazını kontrol etmeyi amaçlar. Bu kontrol tekniğiyle ilgili bilgi Bölüm 2’de verilmiştir. Şekil 4.1’de vektör denetimli bir asenkron motorun YSA ile hız denetim yapısı görülmektedir. Burada hız bilgisi motordan ölçülüp, verilen referans hızla farkı alınarak hız hatası elde edilmiştir. Daha sonra da bu hata ve hatanın değişimi hız kontrolör YSA’nın girişleri olarak kullanılmıştır. Kontrolör YSA hız hatası ve bu hatanın değişimi bilgilerini kullanarak I_q^* referans tork akımını hesaplar. Daha sonra da bu akım bilgisi motordan alınan I_q akımı ile karşılaştırılıp akım hatası elde edilir. Akı bileşeni I_d^* dışardan sabit bir değer olarak girilir, motordan gelen I_d akımıyla karşılaştırılıp akım hatası elde edilir. Bu akım hataları PI akım kontrolörleri aracılığıyla referans V_d ve V_q gerilimlerine çevrilir. Bu gerilimlerden ters clarke ve park dönüşümleri arıcılığıyla a-b-c gerilimleri elde edilir.



Şekil 4.1 Asenkron motorun vektör kontrol şeması

4.2 Asenkron Motorun Ayırık Zaman dq ve $\alpha\beta$ 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 (2.23-2.24)'den aşağıdaki gibi ayrıklaştırılmıştır:

$$v_{s\alpha}(k) = v_d(k)\cos(\theta(k-1)) - v_q(k)\sin(\theta(k-1)) \quad (4.1)$$

$$v_{s\beta}(k) = v_d(k)\sin(\theta(k-1)) - v_q(k)\cos(\theta(k-1)) \quad (4.2)$$

Stator ve rotor akı halkalama denklemleri:

$$\psi_{s\alpha}(k) = \psi_{s\alpha}(k-1) + T(v_{s\alpha}(k-1) - i_{s\alpha}(k-1)R_s) \quad (4.3)$$

$$\psi_{s\beta}(k) = \psi_{s\beta}(k-1) + T(v_{s\beta}(k-1) - i_{s\beta}(k-1)R_s) \quad (4.4)$$

$$\psi_{r\alpha}(k) = \psi_{r\alpha}(k-1) + T((-i_{r\alpha}(k-1)R_r) + (-\psi_{r\beta}(k-1)\omega_r(k-1))) \quad (4.5)$$

$$\psi_{r\beta}(k) = \psi_{r\beta}(k-1) + T((-i_{r\beta}(k-1)R_r) + (-\psi_{r\alpha}(k-1)\omega_r(k-1))) \quad (4.6)$$

olarak elde edilir.

Stator ve rotor akım denklemleri:

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

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

$$i_{r\alpha}(k) = (\psi_{r\alpha}(k)L_s) - (\psi_{s\alpha}(k)L_m)/K \quad (4.9)$$

$$i_{r\beta}(k) = (\psi_{r\beta}(k)L_s) - (\psi_{s\beta}(k)L_m)/K \quad (4.10)$$

olarak elde edilir.

Motorun elektriksel momenti,

$$T_e(k) = (3 \frac{P}{2} L_m)(i_{s\beta}(k)i_{r\alpha}(k) - i_{s\alpha}(k)i_{r\beta}(k)) \quad (4.11)$$

motorun hızı,

$$\omega_r(k) = \frac{2J}{2J + f_v PT} \omega_r(k-1) + \frac{PT}{2J + f_v PT} (T_e(k) - T_L(k)) \quad (4.12)$$

motorun elektriksel hızı,

$$\omega_r(k) = \frac{R_r}{L_r} \frac{I_q^*(k)}{I_d^*(k)} + \omega_r(k) \frac{P}{2} \quad (4.13)$$

motorun elektriksel konumu,

$$\theta(k) = \theta(k-1) + \omega_{re}(k)T \quad (4.14)$$

şeklinde elde edilir.

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

$$i_q(k) = i_{s\beta}(k)\cos(\theta(k)) - i_{s\alpha}(k)\sin(\theta(k)) \quad (4.15)$$

$$i_d(k) = i_{s\alpha}(k)\cos(\theta(k)) + i_{s\beta}(k)\sin(\theta(k)) \quad (4.16)$$

Yukarıdaki 4.7, 4.8, 4.9 ve 4.10. denklemlerde belirtilen K değişkeni $K = L_s L_r - L_m L_m$ 'dır. T örnekleme periyodunu, P kutup sayısını, f_v sürtünme katsayısını, J eylemsizliği ve T_L yük momentini temsil etmektedir. Yukarıda çıkarılan fark denklemleri, Matlab M-dosyasında YSA'nın eğitimi için kullanılmıştır.

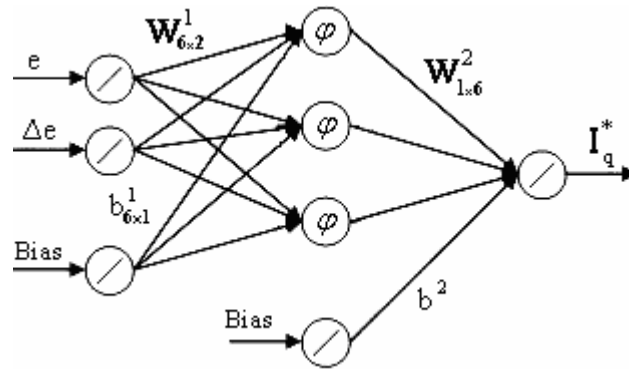
4.3 Asenkron Motorun Hız Kontrolünde Kullanılan YSA Yapıları

Bu çalışmada, doğrudan uyarlamalı kontrol yöntemi kullanılarak, ileri beslemeli yapay sinir ağı ve YGKİ beslemeli yapay sinir ağı ile asenkron motorun hız kontrolü yapılmıştır.

Doğrudan kontrolde yapay sinir ağı, kontrol edilen sistemin ters modelini öğrenecek şekilde eğitilir. Eğitim tamamlandıktan sonrada yapay sinir ağı sisteme kontrolör olarak bağlanır. Ters modeli gerçekleştirirken genellikle YSA'ya giriş olarak sistemin dinamikleri uygulanır. Bu tezde daha az sayıda girişi kullanmak amacıyla YSA'ya sistem dinamikleri yerine hız hatası ve değişimi giriş olarak uygulanmıştır. Saklı katman hücrelerinin sayısı altı, çıkış katmanı hücre sayısı da tek çıkış olduğu için bir seçilmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak, saklı katmandaki hücrelerde nonlinear özelliğinden ötürü sigmoid fonksiyonu, çıkış katmanı hücresinde ise lineer fonksiyonu kullanılmıştır.

4.3.1 İleri Beslemeli YSA

Bu çalışmada kullanılan ileri beslemeli yapay sinir ağında, giriş katmanı, saklı katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katman bulunmaktadır (Şekil 4.2). Bunlardan saklı katman hücreleri için sigmoid, giriş ve çıkış katmanı hücreleri için de lineer aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Giriş katmanı hücreleri W^1 ağırlıkları üzerinden saklı katman hücrelerine etki ettirilip, her bir hücre için net girişler hesaplandıktan sonra sigmoid fonksiyonundan geçirilerek saklı katman hücre çıkışları hesaplatılır. Daha sonrada bu saklı katman hücre çıkışları W^2 ağırlıkları üzerinden çıkış katmanı hücresine uygulanır ve ağ çıkışı hesaplatılır.



Şekil 4.2 İleri beslemeli yapay sinir ağı

İleri beslemeli yapay sinir ağı için girişler X , saklı katman ağırlıkları W^1 , saklı katman hücrelerinin net girişleri V , saklı katman hücre çıkışları O , çıkış katmanı ağırlıkları W^2 ve yapay sinir ağının çıkışı Y ile temsil etmek üzere matematiksel ifadeler aşağıdaki gibi çıkarılır:

$$V_{ix1}(k) = \sum W_{ij}^1 X_{jx1}(k) \quad (4.17)$$

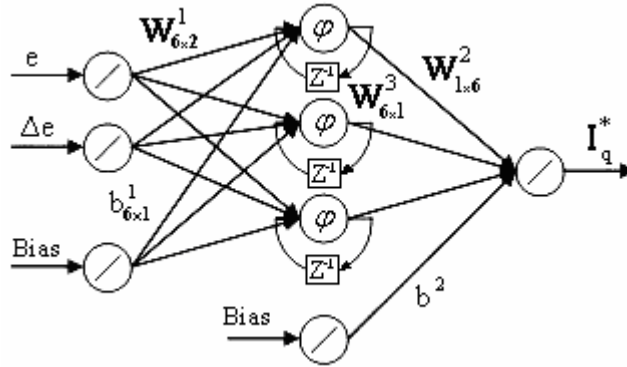
$$O_{ix1}(k) = \varphi(V_{ix1}(k)) \quad (4.18)$$

$$Y(k) = \sum W_{1xi}^2 O_{ix1}(k) \quad (4.19)$$

$$\varphi(V) = \frac{1 - e^{-V}}{1 + e^{-V}}, \quad X = \begin{bmatrix} e \\ \Delta e \end{bmatrix}, \quad Y = I_q^*, \quad \dot{I} = 6, j=2 \quad (4.20)$$

4.3.2 YGKİ Beslemeli Yapay Sinir Ağı

Bu çalışmada asenkron motorun hız denetleyicisi olarak üç katmanlı YGKİ yapay sinir ağı kullanılmıştır. YGKİ yapay sinir ağı yapısı Şekil 4.3’de verilmiştir. Ağ çıkışı ileri beslemeli YSA’nın ki gibi hesaplanır. İleri beslemeli YSA’dan farklı olarak saklı katman hücrelerinde öz geri besleme içerir. Saklı katman hücre çıkışları hesaplanırken giriş katmanından gelen bilgilerin yanı sıra her bir hücreye kendi geri beslemesi de etki ettirilir. Bu öz geri besleme YSA’ya dinamiklik katar. Bu da dinamik sistemlerin modellenmesinde büyük avantaj sağlar. YSA ile kontrol mantığında sistemin ters modellenmesi gerektiğinden bu avantaj daha iyi bir kontrol performansının yakalanmasını sağlayacaktır.



Şekil 4.3 YGKİ beslemeli yapay sinir ağı

YGKİ beslemeli yapay sinir ağının matematiksel ifadesi, X giriş vektörü, W^1 gizli katman ağırlıkları, W^2 çıkış katmanı ağırlıkları, W^3 öz geri besleme ağırlıkları, b^1 gizli katman hücrelerinin polarma ağırlıkları, b^2 çıkış katman hücresinin polarma ağırlığı, V gizli katman hücrelerinin net girişleri, O gizli katman hücrelerinin çıkışı, φ sigmoid fonksiyonu ve Y yapay sinir ağı çıkışı olmak üzere aşağıdaki gibi çıkarılır.

$$V_{ixl}(k) = \sum W_{ixj}^1 * X_{jxl}(k) + b_{ixl}^1 + W_{ixl}^3 * O_{ixl}(k-1) \quad (4.21)$$

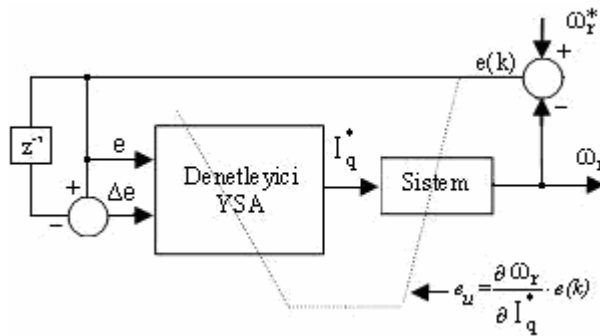
$$O_{ixl}(k) = \varphi(V_{ixl}(k)) \quad (4.22)$$

$$Y(k) = \sum W_{ixi}^2 * O_{ixl}(k) + b^2 \quad (4.23)$$

$$\varphi(v) = \frac{1 - e^{-v}}{1 + e^{-v}}, \quad X = \begin{bmatrix} e \\ \Delta e \end{bmatrix}, \quad Y = I_q^*, \quad i=6, j=2 \quad (4.24)$$

4.4 Kullanılan Yapay Sinir Ağlarının Eğitimi

Bu çalışmada dolaylı vektör denetimli asenkron motorun hız denetimi ileri beslemeli YSA ile YGKİ beslemeli YSA kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Hız denetleyici olarak kullanılan her iki YSA sistemin ters modelini öğrenecek şekilde eğitilip, eğitilmiş ağırlıklar kullanılarak sisteme kontrolör olarak bağlanmıştır. Sistemin ters modelinden bahsedebilmek için sistemin, girişleri ve çıkışları belirlenmiş tek bir blok gibi düşünülebilmesi gerekir. Şu halde tespit edilmesi gereken sistemin girişi ve çıkışıdır. Sistemi sadece asenkron motordan oluşuyormuş gibi düşünüp asenkron motorun girişleri ile çıkışlarını almak doğru olmaz. Sistem Şekil 4.1’de gösterildiği gibi hız kontrolör, akım kontrolörler, clarke ve park dönüşüm blokları ile birlikte bir bütündür. Buna göre asenkron motorun hız kontrolüyle ilgilendiğimiz için, sisteme verdiğimiz giriş hız kontrolör YSA çıkışı olan I_q^* ’dır. Artık bizim için I_q^* akım kontrolör girişi değil sistem girişidir. Akım kontrolörler bağımsız düşünülmez sistemin bir parçası gibi değerlendirilir. Sistemin çıkışı da denetlediğimiz hız bilgisi ω_r ’dir. Şu haliyle sistem, girişi I_q^* ve çıkışı ω_r olan tek bir bloğa indirgenmiş oldu. Bu yapı Şekil 4.4’de verilmiştir.



Şekil 4.4 Doğrudan uyarlamalı kontrol yapısı

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

hatası $e(k)$, sistem üzerinden yansıtılarak çıkış katmanındaki ağırlıklardan başlayıp tüm ağırlıklara etki ettirilir. Motorun hız hatasından elde edilen performans kriteri ile ağırlıkların değişim miktarı ileri beslemeli yapay sinir ağı için;

$$\Delta W^2 = \frac{\partial E}{\partial W^2} \quad (4.25)$$

Türevi hesaplatılarak bulunabilir. Performans kriteri;

$$E = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (4.26)$$

Sistem hatası;

$$e(k) = \omega_r^*(k) - \omega_r(k) \quad (4.27)$$

Yapay sinir ağı çıkış ve ara işlem denklemleri;

$$V = \sum W^1.X, \quad (4.28)$$

$$O = \varphi(V), \quad (4.29)$$

$$\varphi = \frac{1 - e^{-V}}{1 + e^{-V}}, \quad (4.30)$$

$$Y = \sum W^2.O = I_q^* \quad (4.31)$$

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

$$\frac{\partial E}{\partial W^2} = \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial \omega_r} \frac{\partial \omega_r}{\partial I_q^*} \frac{\partial I_q^*}{\partial W^2} \quad (4.32)$$

Performans kriteri ile ağırlık doğrudan birbirine bağımlı olmadıkları için burada sırayla kısmi türev alındı. Performans kriteri sistem hatasına bağlı, sistem hatası referans hızla motor hızına bağlı, motorun hızın sistem çıkışı olarak düşündüğümüz için sistem girişi olan yapay

sinir ağının çıkışına bağlı, yapay sinir ağının çıkışı çıkış katmanındaki ağırlığa bağlıdır. Bu türevler sırasıyla alınırsa;

$$\frac{\partial E}{\partial W^2} = e.(-1). \frac{\partial \omega_r}{\partial I_q^*} . O \quad (4.33)$$

Elde edilir. Ağın eğitiminde sistemin çıkışı ile girişi arasındaki türevin değerinden çok işareti önemlidir.

$$\frac{\partial w_r}{\partial I_q^*} = \frac{\text{sign}(\omega_r(k) - \omega_r(k-1))}{\text{sign}(I_q^*(k) - I_q^*(k-1))} \quad (4.34)$$

Bağıntısıyla türevin işareti hesaplanır. Saklı katman ağırlıkları değişim miktarı da çıkış katmanındaki gibi hata işaretinin, sistemin çıkışından ilgili ağırlığa doğru yansıtılmasıyla hesaplanır.

$$\frac{\partial E}{\partial W^1} = \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial \omega_r} \frac{\partial \omega_r}{\partial I_q^*} \frac{\partial I_q^*}{\partial O} \frac{\partial O}{\partial V} \frac{\partial V}{\partial W^1} \quad (4.35)$$

Aynı mantıkla bu türev ifadesi de açılırsa;

$$\frac{\partial E}{\partial W^1} = e.(-1). \frac{\text{sign}(\omega_r(k) - \omega_r(k-1))}{\text{sign}(I_q^*(k) - I_q^*(k-1))} . W^2 . (1 - O)(1 + O) . X \quad (4.36)$$

YGKİ beslemeli yapay sinir ağı, ileri beslemeli yapay sinir ağına ek olarak gizli katman hücrelerinde öz geri besleme içerir(Şekil 4.3). Bunun haricinde bağlantı yapısı ileri beslemeli yapay sinir ağı gibidir. Giriş katmanındaki hücreler gizli katman hücrelerine, gizli katman hücreleri de çıkış katmanı hücresine bağlıdır. YGKİ beslemeli yapay sinir ağının sahip olduğu bu öz geri besleme ek olarak bir ağırlık değişkeni daha getirir. Bu ağırlığı da W^3 olarak isimlendirirsek, gizli katmanda 6 hücre kullanıldığı için W^3 6x1 boyutlarında olmalıdır. W^3 ağırlığı polarma ağırlıkları gibi düşünülebilir, yani her ağırlık sadece ilgili hücresine etki eder diğer hücre girişlerine uygulanmaz. Bu yüzden W^3 6x1 boyutlarında olur. W^3 ağırlığını tanımladıktan sonra uygulanacak değişim miktarını da aşağıdaki gibi hesaplanabilir;

$$\Delta W^3 = \frac{\partial E}{\partial W^3} \quad (4.37)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^3} = \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial \omega_r} \frac{\partial \omega_r}{\partial I_q^*} \frac{\partial I_q^*}{\partial O} \frac{\partial O}{\partial V} \frac{\partial V}{\partial W^3} \quad (4.38)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^3} = e.(-1). \frac{\text{sign}(\omega_r(k) - \omega_r(k-1))}{\text{sign}(I_q^*(k) - I_q^*(k-1))}. W^2. [(1-O)(1+O)] O(k-1) \quad (4.39)$$

Denklem (4.33), (4.36) ve (4.39) ile yapay sinir ağının ağırlıklarına uygulanacak değişim miktarı hesaplanır. Ağırlıkların değişim miktarına ilave edilen öğrenme oranının (α) yanında bir başka değişkende momentum katsayısıdır. Öğrenme oranı küçük seçilirse öğrenme yavaşlayacak, büyük seçilirse de ağırlık değişimleri salınımlı ve kararsız olacaktır. Momentum katsayısı (β), “k” anındaki ağırlıkların değişim miktarını bir önceki “k-1” anındaki değişim miktarı ile ilişkilendirir. Böylece çok ani değişiklikler engellenmiş olur ve öğrenme hızlanır.

Bundan sonraki işlem mevcut ağırlıklara bu değişim miktarını etki ettirmektir. Bu da denklem (4.40), (4.41) ve (4.42) ile yapılır.

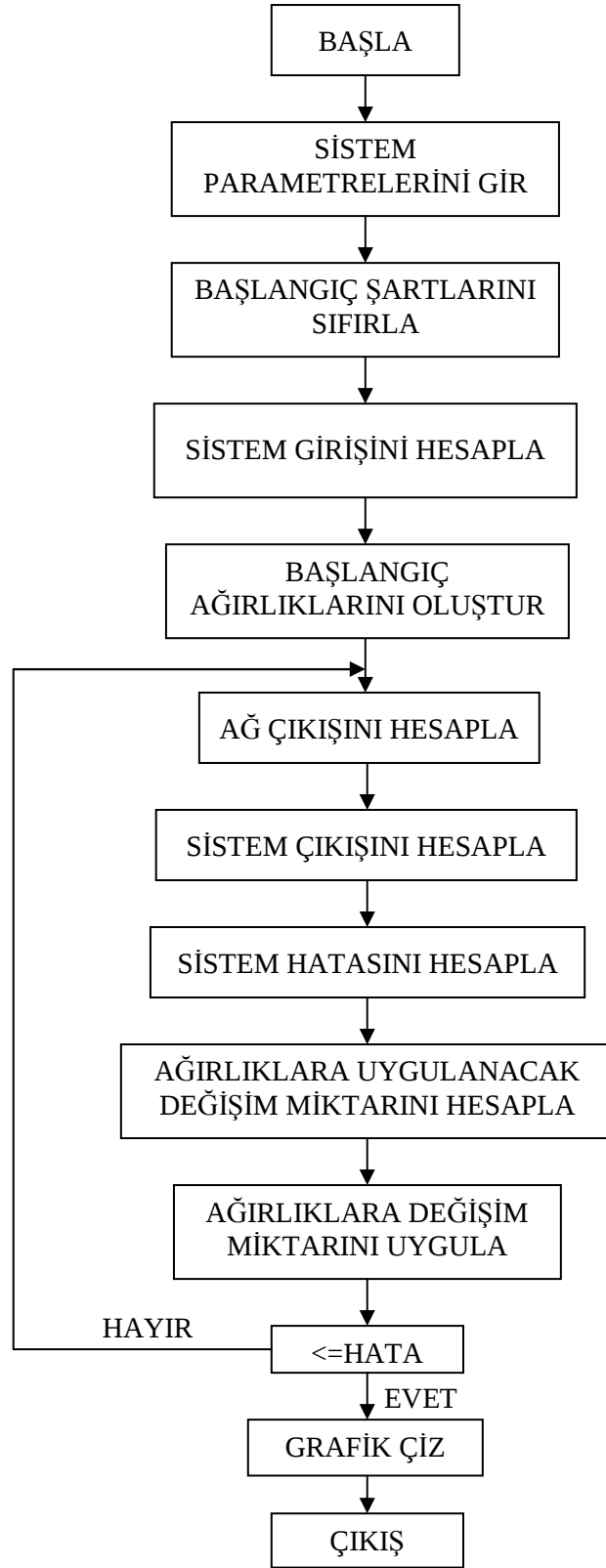
$$W^1(k+1) = W^1(k) - (\alpha.\Delta W^1(k) + \beta.\Delta W^1(k-1)) \quad (4.40)$$

$$W^2(k+1) = W^2(k) - (\alpha.\Delta W^2(k) + \beta.\Delta W^2(k-1)) \quad (4.41)$$

$$W^3(k+1) = W^3(k) - (\alpha.\Delta W^3(k) + \beta.\Delta W^3(k-1)) \quad (4.42)$$

Yukarıda çıkarılan denklemler YSA’nın eğitiminde ağırlıklara uygulanacak değişim miktarının bulunmasında ve bu değişim miktarlarının ağırlıklara etki ettirilmesinde kullanılmıştır. Eğitim M-dosyalarında yazılan programla örneksel öğrenme yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Programın akış diyagramı Şekil 4.5’de gösterilmektedir. Hata istenen performans kriterinin altına düştüğünde eğitim durdurulup ağırlıklar kaydedilmiş, ardından kontrolör yapay sinir ağı simulink’de kurulan blokta test edilmiştir.

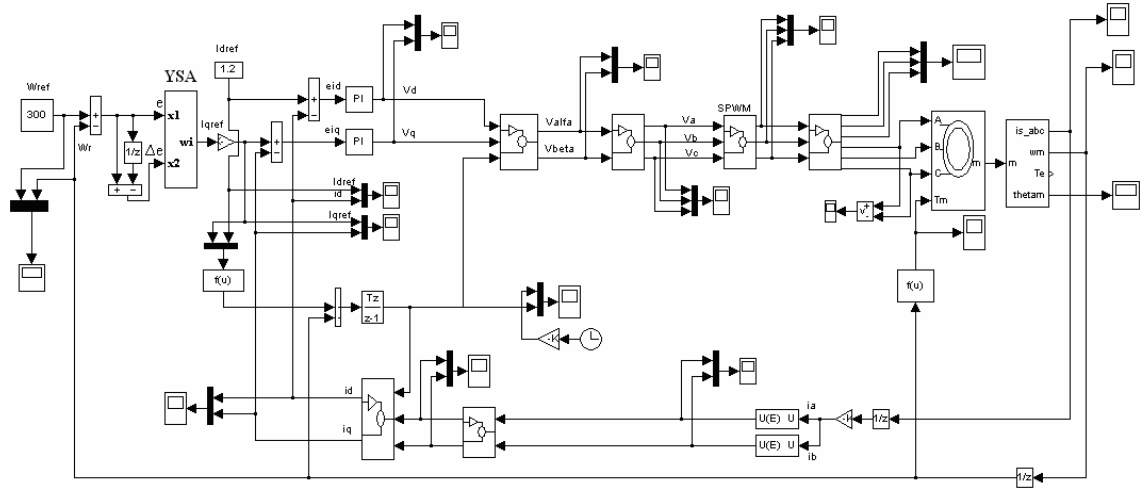
Örneksel öğrenme yönteminde yapay sinir ağı ağırlıklarına uygulanacak değişim miktarları her örnekleme periyodunda hesaplanır ve ağırlıklara etki ettirilir. Böylece referans ile motor hızı her örnek için karşılaştırıldığından denetleyicinin ani değişimlere hızlı yanıt vermesi sağlanır. Bu yöntemin dezavantajı ağın bir yandan eğitilip bir yandan da çıkışının kontrol ediliyor olmasıdır. Bazı durumlarda YSA öğrenmiş gibi gözükür ama yaptığı sadece motordan alınan örnekleri ezberlemektir. Bu durum eğitim sonlandırılıp ağırlıklar kaydettikten sonra YSA’nın genelleme yeteneği ile test edilir.



Şekil 4.5 YSA'nın eğitiminde kullanılan akış şeması

4.5 Eğitilmiş YSA ile Asenkron Motor Hız Kontrol Sisteminin Matlab Simulink ile Gerçekleştirilmesi

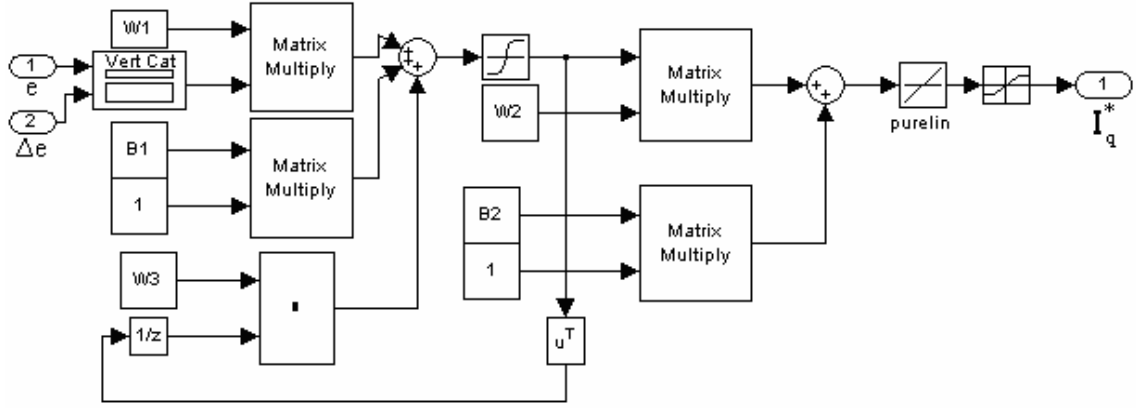
Hız kontrolör olarak kullanılan YSA, M-dosyasında eğitildikten sonra Matlab simulink’de kurulan blok ile test edilir (Şekil 4.6). Bu çalışmada eğitilmiş ağırlıklarla YSA’nın genelleme yeteneğinin test edilmesi amacıyla öncelikle Matlab simulink’te YSA yapısı oluşturulmuştur. Hazırlanan YSA asenkron motorun dolaylı vektör denetimi yapısında hız denetleyici olarak kullanılarak gerekli benzetim sonuçları değişik yük koşullarında elde edilmiştir. Genelleme yeteneğinin simulink bloklarıyla test edilmesinin başlıca nedeni simulink’te bulunan gelişmiş sayısal çözümleme yöntemleri ve gelişmiş grafik ara yüzü ile istenilen değişkenlerin gerçek zamanlı ve grafiksel olarak izlenebilme kolaylığıdır.



Şekil 4.6 Asenkron motor kontrol sisteminin Matlab/Simulink’te oluşturulan blok diyagramı

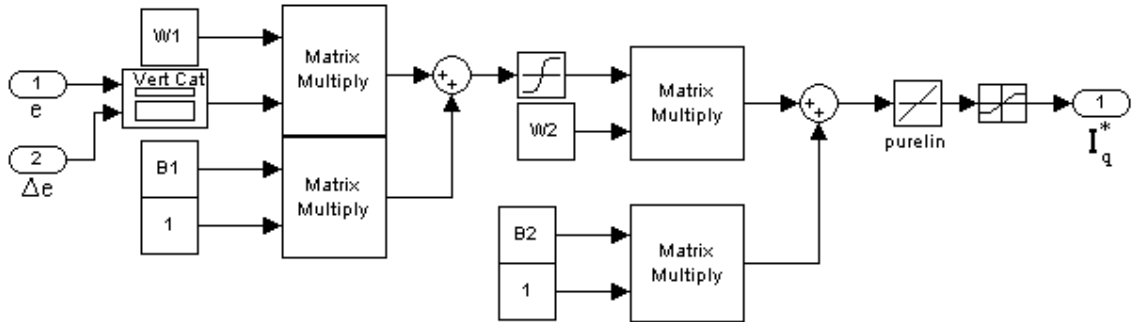
Şekil 4.6’da dolaylı vektör denetimli asenkron motorun Matlab/Simulink’te oluşturulan blok diyagramı verilmiştir. Eğitilen YSA ilk asenkron motorun denklemlerle gerçekleştirilmiş modeli ile test edilmiş uygun sonuçlar alındıktan sonra gerçeğe daha yakın davranış gösterdiğinden Simulink SimPowerSystems bölümündeki asenkron motor bloğu kullanılarak denenmiştir. Bundan sonraki adım olarak da simulink ortamında çalışabilen DSP ile eğitilen YSA’nın gerçek motora uygulanması planlanmış ancak bunu gerçekleştirme fırsatı bulunamamıştır. Bu tezde verilen sonuçlar Simulink SimPowerSystems bölümündeki asenkron motor bloğu kullanılarak oluşturulan mdl dosyasından elde edilen benzetim sonuçlarıdır.

YGKİ beslemeli yapay sinir ağı için kullanılan YSA bloğunun simulink blokları ile gerçekleştirimi Şekil 4.7’de, ileri beslemeli yapay sinir ağı için kullanılan YSA bloğunun gerçekleştirimi ise Şekil 4.8’de ayrıntılı olarak gösterilmiştir.



Şekil 4.7 YGKİ beslemeli yapay sinir ağı bloğu

“Vert Cat” bloğu YSA girişleri olan hata ve değişimini 2x1 boyutlarında bir matrise çevirir. “Matrix Multiply” bloğu tanımlanan giriş matrisiyle eğitilmiş ağ ağırlıklarını (W^1) çarpır. Benzer şekilde polarma ve öz geri besleme girişleri de ilgili ağırlıklarıyla çarpılır. Daha sonra net girişler hesaplanıp sigmoid fonksiyonundan geçirilerek saklı katman hücre çıkışları elde edilir. Çıkış katmanı hücresinin polarma girişiyle birlikte gizli katman çıkışları kullanılarak ağ çıkışı hesaplatılır. Son olarak çıkış katmanında lineer aktivasyon fonksiyonu kullanıldığı için ağ çıkışı ± 1 de sınırlandırılır.

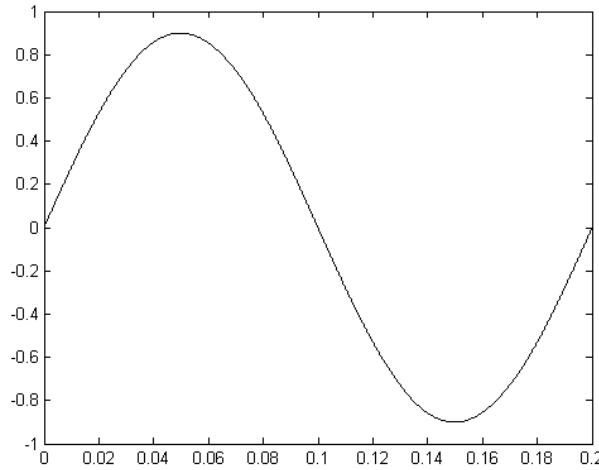


Şekil 4.8 İleri beslemeli yapay sinir ağı bloğu

YGKİ beslemeli yapay sinir ağından farklı olarak ileri beslemeli yapay sinir ağında gizli katman hücre çıkışlarının gecikmişleri bulunmamaktadır. Bunun haricinde net girişler, gizli katman çıkışları ve ağ çıkışı benzer şekilde hesaplatılır.

5. BENZETİM SONUÇLARI

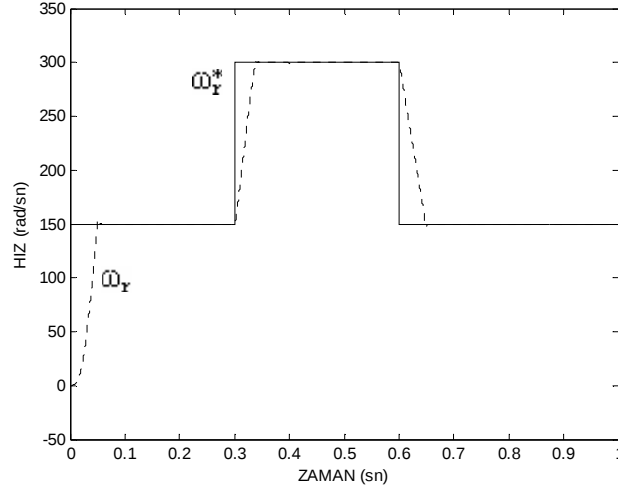
Asenkron motorun hız kontrolünde kullanılacak YSA'yı eğitmek üzere vektör kontrol şeması Matlab M-dosyası kullanılarak oluşturulmuştur. Burada motorun ve diğer blokların davranışları fark denklemleri kullanılarak bilgisayar ortamına alınmıştır. Örnekleme periyodu 100 μ s seçilmiş, eğitim toplam 0.2 sn sürdürülmüştür. Seçilen asenkron motorun parametreleri; $R_s=8.5 \Omega$, $R_r=4.59 \Omega$, $L_s=0.5999H$, $L_r=0.5999H$, $L_m=0.5787H$, $P=2$, $J=0.0019$, $f_v=0.0005$ olarak alınmıştır. YSA'yı eğitmek için motordan 2000 örnek alınmış ve her örnekte hata ölçülüp YSA'nın ağırlıkları yenilenmiştir. Öğrenme oranı (α) 2×10^{-5} , momentum katsayısı da (β) 0.55 seçilmiştir. YSA'nın verilen örnekleri ezberlemesini önlemek amacıyla sabit referans yerine uygun frekanslı sinüs referans işareti kullanılmıştır (Şekil 5.1). Böylelikle YSA her örnek için farklı girişler verilerek eğitilmiştir. Referans sinyalin genliği maksimum 0,9 olarak seçilmiştir. Bu da YSA girişleri ve çıkışının ± 1 'de sınırlanmasını, böylelikle de saklı katman hücrelerinde kullanılan sigmoid fonksiyonunun doyuma gitmemesini sağlamıştır. Hata istenen değerin altına düştüğünde eğitim durdurulmuş ve ağırlıklar kaydedilmiştir. Daha sonra YSA, kaydedilen bu ağırlıklarla Matlab Simulink de test edilmiştir. Burada verilen sonuçlar Simulink SimPowerSystems bölümündeki asenkron motor bloğu kullanılarak oluşturulan simülasyondan elde edilen test sonuçlarıdır.



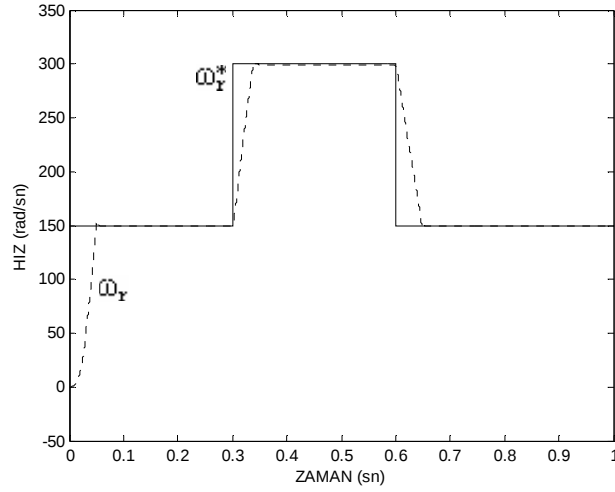
Şekil 5.1 YSA'nın eğitiminde kullanılan referans sinyali

Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağlarının performanslarını ölçebilmek amacıyla motora doğrusal ve doğrusal olmayan yükler uygulanıp hız grafikleri çizdirilmiştir. Sistemin zamanla değişebilen parametrelerinden J eylemsizlik momenti değiştirilip YSA'nın dayanıklılığı test edilmiştir.

Eğitilen yapay sinir ağlarının farklı referans işaretleri uygulanması sonucundaki genelleme yetenekleri Şekil 5.2’de gösterilmiştir. ω_r^* referans açısal hız, ω_r ’de motorun açısal hızı olmak üzere her iki yapay sinir ağının da farklı referans hızları karşısında genelleme özellikleri oldukça başarılıdır. YGKİ beslemeli yapay sinir ağının ileri beslemeli yapay sinir ağına göre sürekli durum hatasını biraz daha iyileştirdiği görülmektedir. Bu iyileştirme yüksek referans değerlerinde daha belirgin olmaktadır.



(a)



(b)

Şekil 5.2 Yüksüz durumda (a) YGKİ beslemeli yapay sinir ağı genellemesi

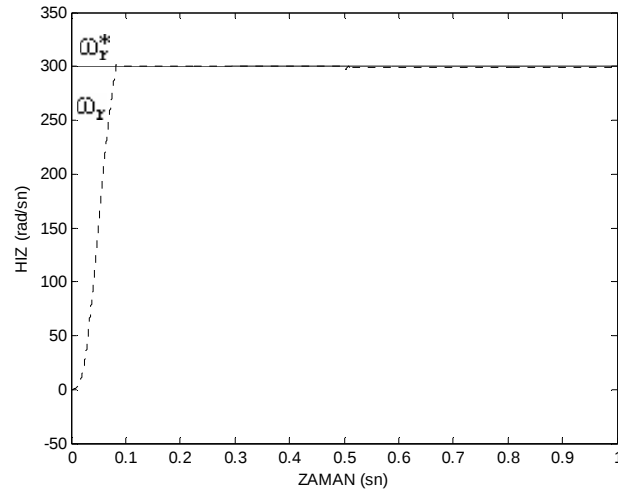
(b) İleri beslemeli yapay sinir ağı genellemesi

Doğrusal ve doğrusal olmayan yükler karşısında kullanılan yapay sinir ağlarının performanslarının incelenmesi amacıyla 0,5. saniyede denklem 5.1 ve 5.2’deki yükler motora uygulanmıştır.

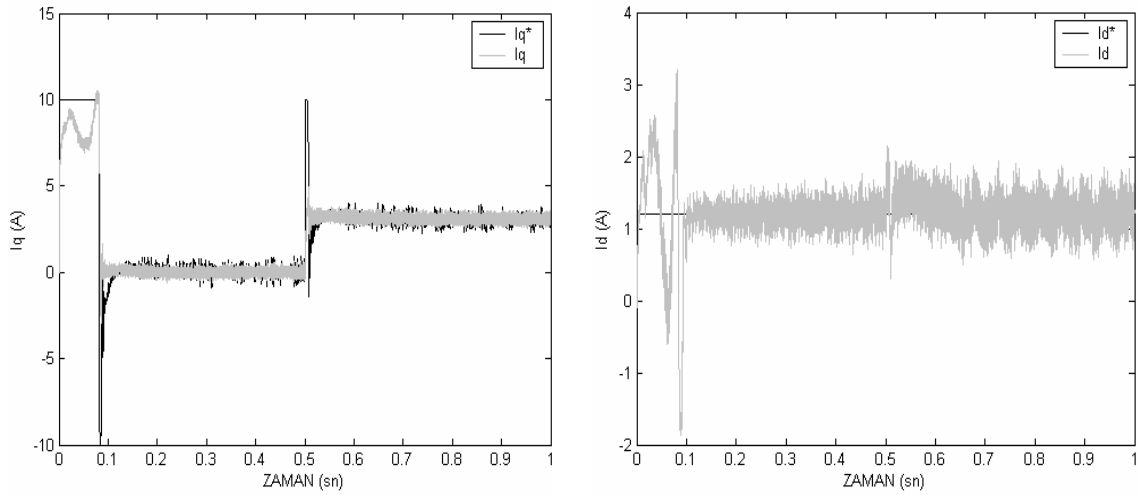
$$T_L = 3 \text{ N.m} \quad (5.1)$$

$$T_L = 1.2 + 10^{-5} \cdot \omega(k-1)^2 + \sin(0.7 \cdot \omega(k-1)) \quad (5.2)$$

Denklem 5.1’de verilen sabit genlikli yükün uygulanması durumunda, YGKİ beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı sistemin motor açısal hızı ile referans açısal hızı Şekil 5.3 (a)’da, referans tork akımı ile motordan alınan I_q akımı Şekil 5.3 (b)’de verilmiştir. İleri beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı sistemin motor açısal hızı ile referans açısal hızı Şekil 5.4 (a)’da, referans tork akımı ile motordan alınan I_q akımı da Şekil 5.4 (b)’de verilmiştir.

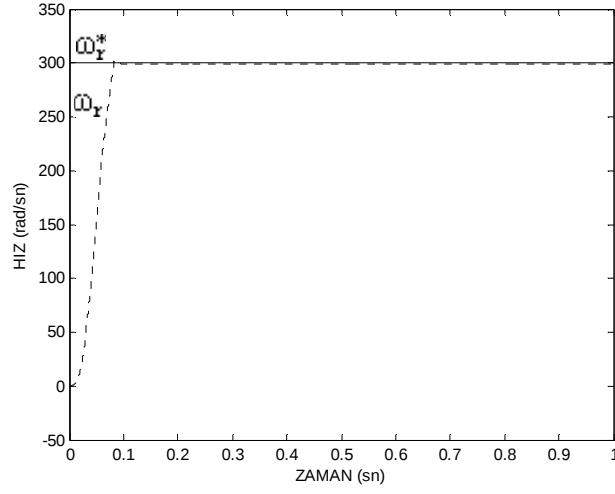


(a)

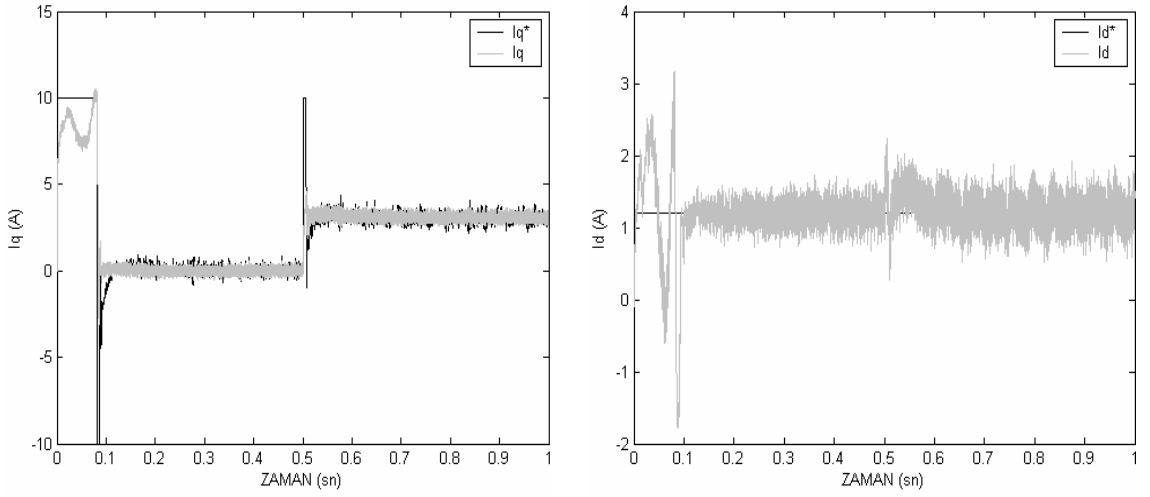


(b)

Şekil 5.3 Motora denklem 5.1’de verilen yükün uygulanması durumunda YGKİ beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı sistemdeki (a) motor hızları (b) I_q ve I_d akımları



(a)

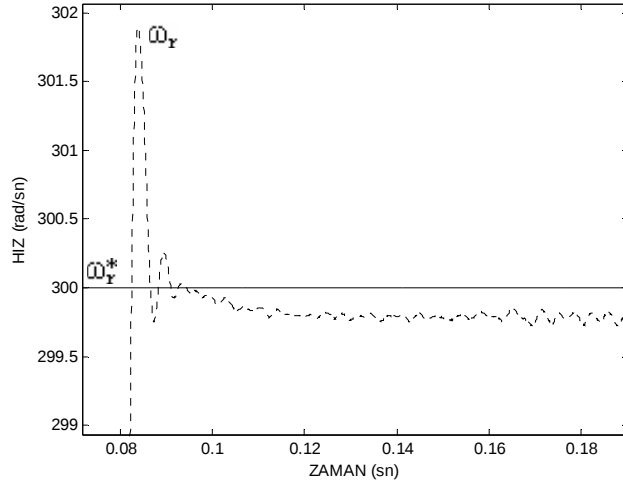


(b)

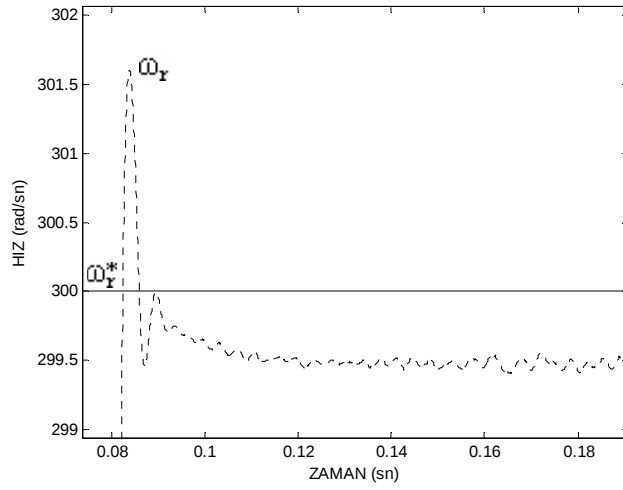
Şekil 5.4 Motora denklem 5.1’de verilen yükün uygulanması durumunda İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemdeki **(a)** motor hızları **(b)** I_q ve I_d akımları

Genel itibariyle Şekil 5.3 ve Şekil 5.4’den her iki ağ yapısının da verilen referans sinyalini başarılı bir şekilde takip ettikleri görülmektedir.

Şekil 5.5’de maksimum aşma, yerleşme zamanını ve kalıcı durum hatasını daha rahat görebilmek amacıyla, Şekil 5.3 ve Şekil 5.4’de verilen grafiklerin 0,08-0,18. saniye aralığı gösterilmektedir. Buna göre her iki ağ yapısında maksimum aşmanın yok denecek kadar az olduğu, yerleşme zamanına baktığımızda sistemin hızlı cevap verdiğini söyleyebiliriz. İki ağ yapısı arasında en belirgin farklılık kalıcı durum hatalarında göze çarpmaktadır. YGKİ beslemeli yapay sinir ağının ileri beslemeli yapay sinir ağına göre kalıcı durum hatasını biraz daha iyileştirdiği görülmektedir.



(a)



(b)

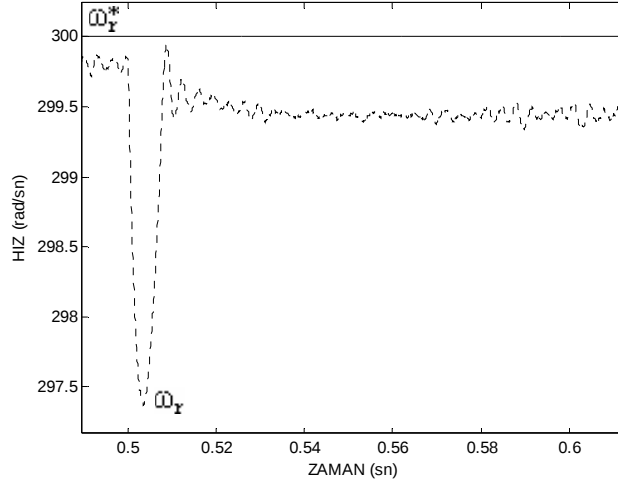
Şekil 5.5 Motor hızının referans hıza ulaştığı noktada

(a) YGKİ beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı sistemin hız cevabı

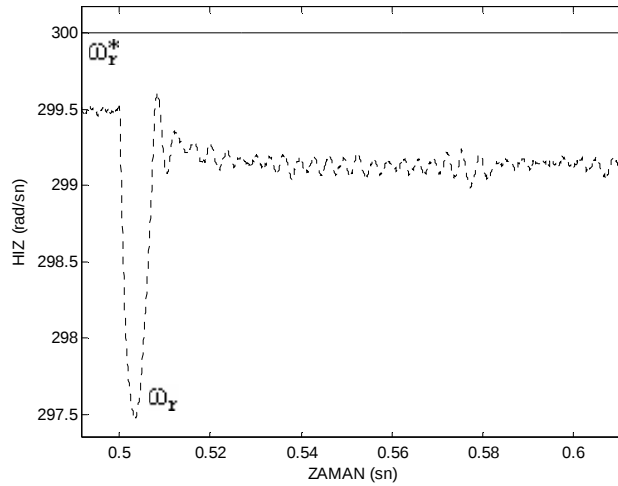
(b) İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemin hız cevabı

Şekil 5.6 de yük bindirildiği andaki sistem davranışlarını daha rahat görebilmek amacıyla Şekil 5.3 ve Şekil 5.4’de verilen grafiklerin 0,5 ile 0,6. saniye aralığı gösterilmektedir. Yükün bindirildiği anda her iki ağında, motor hızının referans hızın çok altına düşmesine izin vermeyip kısa bir süre içinde sistem cevabını düzelttiklerini söyleyebiliriz. Burada da her iki ağa arasındaki en belirgin farklılık kalıcı durum hataları olmuştur. Her iki ağda da kalıcı durum

hatası yüksüz duruma göre artmış ama YGKİ beslemeli yapay sinir ağı hatayı biraz daha az indirgeyebilmiştir.



(a)



(b)

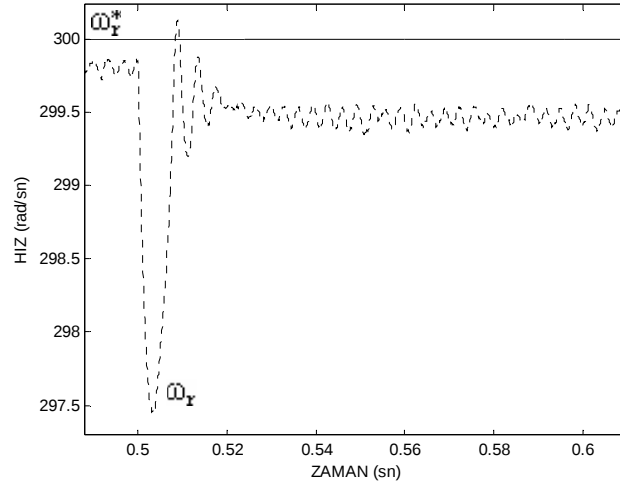
Şekil 5.6 Motor denklem 5.1'deki yükün bindirildiği noktada

(a) YGKİ beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı sistem hız cevabı

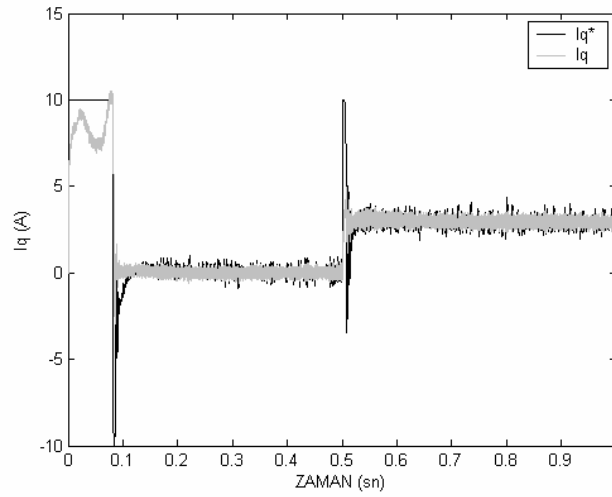
(b) İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemin hız cevabı

Motora doğrusal olmayan ve hıza bağımlı bir yük olan Denklem 5.2'nin uygulanması durumunda sistemin hız cevapları YGKİ beslemeli yapay sinir ağı için Şekil 5.7 (a)'da, ileri beslemeli yapay sinir ağı için de Şekil 5.8 (a)'da gösterilmektedir. 0 ile 0,5. saniye aralıklarında motor yüksüz çalıştığı için davranışı Şekil 5.3 (a) ile Şekil 5.4 (a)'daki gibidir. Burada yükün uygulandığı 0,5. saniye üzerinde durulmuştur.

Şekil 5.7 ile Şekil 5.8'e bakıldığında her iki yapay sinir ağının doğrusal olmayan yük karşısında da başarımının oldukça iyi olduğunu söyleyebiliriz. Doğrusal yüke göre sinyallerde çok belirgin farklılıklar yoktur sadece salınım biraz artmıştır. Bunun haricinde YGKİ beslemeli yapay sinir ağı ileri beslemeli yapay sinir ağına göre kalıcı durum hatasını biraz daha iyileştirmiştir.

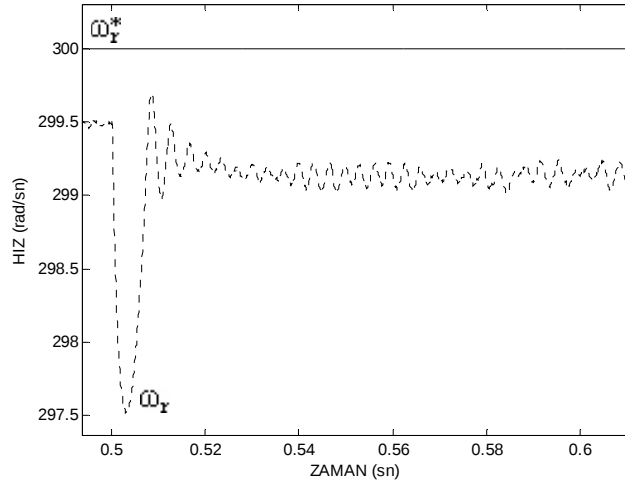


(a)

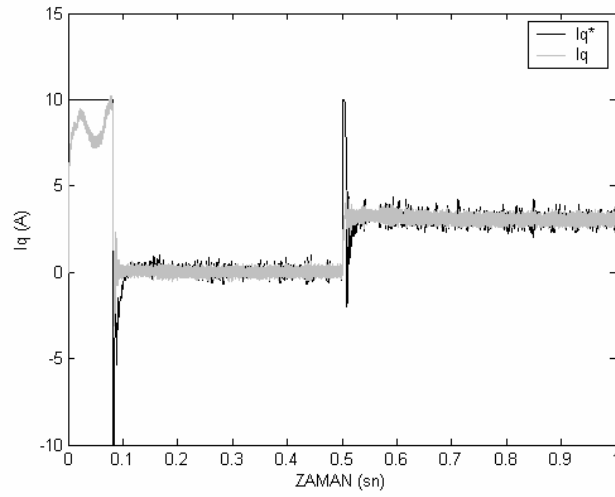


(b)

Şekil 5.7 Motora denklem 5.2'de verilen yükün bindirilmesi durumunda YGKİ beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı sistem **(a)** hız cevabı **(b)** tork akımları



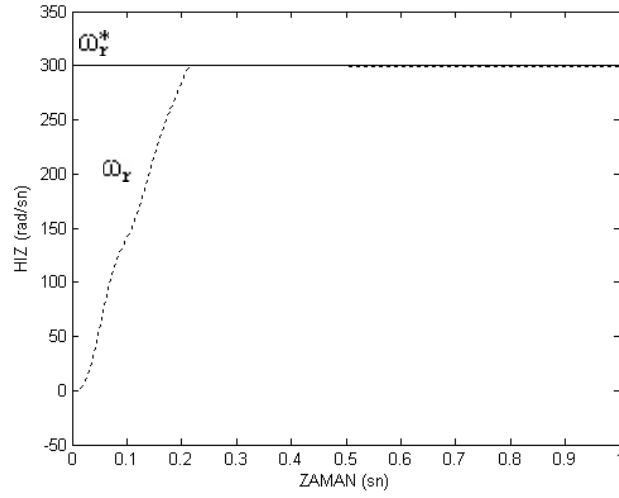
(a)



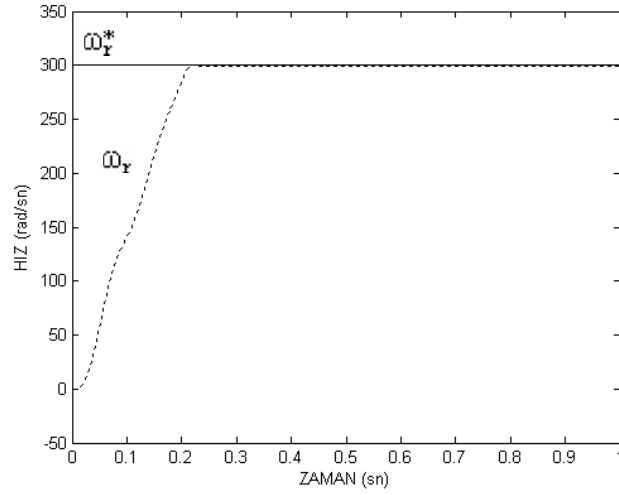
(b)

Şekil 5.8 Motora denklem 5.2’de verilen yükün bindirilmesi durumunda İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemin **(a)** hız cevabı **(b)** tork akımları

Denetlenen sistemin parametreleri farklı sebeplerden ötürü değişebilir. Denetleyici oluşabilecek parametre değişimlerine karşı dayanıklı olmalıdır. Bu sebepten, kullandığımız hız denetleyici YSA’yı oluşabilecek parametre değişimlerine karşı test etmek amacıyla J eylemsizlik momenti üç kat artırılıp sonuçları Şekil 5.9’de verilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 5.9 Motor parametrelerinden J 'nin 3 kat arttırılması durumunda

(a) YGKİ beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı sistem hız cevabı

(b) İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılan sistemin hız cevabı

Şekil 5.9'dan görüldüğü gibi J 'nin 3 kat arttırılması durumunda sistem cevabı yavaşlamıştır. Normal şartlarda yaklaşık 0,1. saniyede referansı yakalayan motor hızı J 'nin artması durumunda yaklaşık 0,2. saniyede referansı yakalayabilmiştir.

Benzetim sonuçlarına bakarak kullanılan her iki YSA'nın da parametre değişimlerine karşı dayanıklı olduğunu, farklı referans ve yük şartlarında sistemin referans hızı başarılı bir şekilde izlemesini sağladıkları söylenebilir. Bunun haricinde iki yapay sinir ağı arasında en belirgin farklılık kalıcı durum hatalarında göze çarpmaktadır. YGKİ beslemeli yapay sinir ağı ileri beslemeli yapay sinir ağına göre kalıcı durum hatasını biraz daha iyileştirebilmiştir.

6. SONUÇLAR

Bu tez çalışmada, asenkron motorun hız denetimi vektör kontrol yöntemi ile YGKİ beslemeli yapay sinir ağları ve ileri beslemeli yapay sinir ağları kullanarak sağlanmıştır. Vektör kontrolü bir vektörle temsil edilen stator akımlarının denetiminden meydana gelir. Bu kontrol işlemini gerçekleştirebilmek için üç fazlı sistemden zamandan bağımsız iki koordinatlı (dq) sisteme dönüşüm gerekmektedir. Bölüm 2’de bu dönüşüm işlemleri yapılarak asenkron motorun dq modeli elde edilmiştir.

Bölüm 3’de, yapay sinir ağlarının yapısı ve çeşitleri hakkında bilgiler verilip, yapay sinir ağlarıyla sistemlerin denetiminde kullanılan yöntemler anlatılmıştır. Bu yöntemlerden doğrudan uyarlamalı denetim yöntemi kullanılarak asenkron motorun hız denetimi yapılmıştır.

Bölüm 4’de, eğitilen yapay sinir ağları denetleyici olarak sisteme bağlanıp girişlerine hız hatası ve bu hatanın değişimi uygulanarak referans tork akımı I_q^* elde edilmiştir. Yapay sinir ağlarının denetleyici olarak kullanıldığı durumlarda genellikle giriş olarak sistem dinamikleri uygulanmaktadır. Sistem dinamikleri yerine sadece hız hatası ve değişimini kullanarak yapay sinir ağının giriş katmanı hücre sayısı azaltılmış böylelikle de daha basit bir ağ yapısıyla asenkron motorun hız denetimi sağlanmıştır.

Bölüm 5’de, denetim yapısının performansını incelemek amacıyla kullanılan yapay sinir ağlarının yüksüz durumda farklı referans sinyallerini genelleme yeteneklerini, motora doğrusal ve doğrusal olmayan yük uygulanması ve eylemsizlik sabiti J ’nin üç kat artırılması durumundaki sistem hız cevaplarını gösteren benzetim sonuçları verilmiştir. Buna göre kullanılan yapay sinir ağlarının asenkron motor hız denetimindeki performanslarının oldukça iyi olduğu ve yapay sinir ağının tek başına kullanıldığı denetim yapılarında sistemde oluşabilecek sürekli durum hatasını YGKİ beslemeli yapay sinir ağının ileri beslemeli yapay sinir ağına göre iyileştirdiği gösterilmiştir.

KAYNAKLAR

1. V. Del Toro, 1990, Basic Electric Machines, Prentice-Hall, Englewood Cliffs,NJ
2. B. K. Bose, 2002, Modern Power Electronics and AC Drives, Prentice-Hall, Upper Saddle River,NJ
3. G.O Garcia, R. M. Stephan and E. H. Watanabe, 1994, Comparing the indirect field-oriented control with a scalar method, IEEE Trans. Ind. Appl., 41(2),201-207.
4. N. P. Rubin, R. G. Harley and G. Diana, 1992, Evaluation of various slip estimation techniques for an induction machine operating under field-oriented control conditions, IEEE Trans. Ind. Appl., 28(6), 1367-1375.
5. D. Telford, M. W. Dunnigan and B. W. Williams, 2000, A Comparison of vector control and direct torque control of an induction machine, in Power Electronics Spec. Conf., 1, 421-426,
6. C. C. Hang, K. J. Aström, W. K. Ho, 1991, Refinements of The Ziegler-Nichols Tuning Formula, IEEE Proceedings- D, 138, 2, 111-118.
7. M.Zhuang, D.P Atherton, 1993, AutomaticTuning of PID Controllers, Instrument Society of America.
8. K.S. Narendra and S. Mukhopadhyay, 1997, Adaptive control using neural Networks and approximate models, IEEE Transactions on neural networks, 8, 3, 475-485.
9. T. Fkuda and T. Shibata, 1992, Theory and applications of neural networks for industrial control systems”, IEEE Trans. Ind. Electron., pp.378-405.
10. Jiang X., Zhao J., Luo H., Cheng S., Wan S., 2003, Neural network speed controller of induction motor drive based on direct MRAC method, Industrial Electronics Society, 2003. IECON '03. The 29th Annual Conference of the IEEE Volume 3, Page(s):2531 - 2536 Vol.3
11. Shyu K.K., Shieh H.J., Fu S.S., 1998, Model Rederence Adaptive Speed Control for Induction Motor Driver Using Neurel Networks, IEEE Transactions on Industrial Electronics Vol 45 No:1
12. Yang H. T., Huang K. Y., Huang C.L., 1993, An ANN based identification and control approach for field-oriented induction motor, Advances in Power System Control, Operation and Management, 1993. APSCOM-93., Page(s):744 - 750 vol.2
13. Ahmed F.I., Zaki A.M., Ebrahim E.A., 2001, Neuro-Controller for High Performance Induction Motor Drives in Robots, IEEE
14. Ren T. J. and Chen T. C., 2006, Robust speed-controlled induction motor drive based on recurrent neural network, Electric Power Systems Research, In Press, Corrected Proof, Available online 14 February 2006.

15. Oh W.S., Bose, B.K., Cho K. M., Kim H. J., 2002, Self tuning neural network controller for induction motor drives, IECON 02 [Industrial Electronics Society, IEEE 2002 28th Annual Conference of the] Volume 1, Page(s):152 - 156 vol.1
16. Miloudi, A., Draou, A., 2001, Neural controller design for speed control of an indirect field oriented induction machine drive, Industrial Electronics Society, 2001. IECON '01. The 27th Annual Conference of the IEEE Volume 2, Page(s):1225 - 1229 vol.2
17. Gökbulut M., Dandil B., 2004, Sabit Mıknatıslı Senkron Motorların Bulanık Sinir Ağı Denetleyici ile Dayanıklı Hız Denetimi, F. Ü. Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi, 16(4), 725-734
18. Saçkan, A. H., 1994, Asenkron Motorlar, Birsen Yayınevi, Bölüm 1, 2, 5, 6, 7 ve 8.
19. Nasar, S.A. 1987, Handbook of Electric Machines, Substitutes New York: McGraw Hill, Bölüm 3 ve 4.
20. Gülez, K., 1999, Asenkron motorun DSP (sayısal işaret işleyici) tabanlı bir kontrol sistemi kullanarak YSA (yapay sinir ağları) ile performansının artırılması, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Ens. Doktora Tezi
21. Texas Instruments yayını, 1998, Field Orientated Control of 3-Phase AC-Motors, Literature Number: BPRA073.
22. Di Gabriele, R., Parasiliti, F. Ve Tursini, T. 1997, “ Digital Field Oriented Control for Induction Motors: Implementation and Experimental Results ”, Universities Power Engineering Conferense (UPEC'97).
23. Zhang, L., Wathanasam, C. Ve Hardan, F. 1994 “ An Efficient Microprocessor-Based Pulse With Modulator Using Space Vector Modulation Strategy “, IEEE, Vol:1, Page:91-96
24. Dandil, B., 2004, Sinirsel bulanık denetleyicilerle asenkron motorun dayanıklı hız denetimi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Ens. Doktora Tezi.
25. Altun, H., Sünter, S., 2003, Matrix Converter Induction Motor Driver: Modeling, Simulation and Control, Electrical Engineering, Springer Verlag, Vol.86, pp:25-33.
26. Gündoğdu A., 2005, Matris Konverterden Beslenen Sabit Mıknatıslı Senkron Motorun Vektör Kontrolünün Sayısal Benzetimi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi.
27. Sarıoğlu, M. Kemal, Gökaşan Metin, Boğosyan Sefa, 2003, Asenkron makineler ve Kontrolü, Birsen Yayınevi
28. Şahin, C., 1997, Asenkron motorlar için algılayıcısız akı gözlemleyicisi ve kontrolü, İTÜ Fen Bil. Ens. Doktora Tezi
29. Kayışlı, K., 2004, Asenkron motorun kayma mod algılayıcısız hız kontrolü, Fırat Üniversitesi Fen Bil. Ens. Yüksek Lisans Tezi

30. Ong, C.M., 1998, Dynamic Simulation of Electric Machinery, Prentice Hall Ptr., New Jersey
31. Peresada, S., Tuh, A. and Tonielli, A., 2003, Theoretical and Experimental Comparison of Indirect Field-Oriented Controllers for Induction Motors, IEEE Trans. on Power Elect., 18,1,151-163.
32. Harvey, R. L., 1994, Neural Network Principles. Prentice-Hall, Inc. New Jersey.
33. Özmetel E., 1996, Bilgisayarda öğrenme ve yapay nöral ağları. Otomasyon. Mart, sayı 45, s. 134-140.
34. Karlık, B., 1995 Yapay Sinir Ağları. Yüksek lisans ders notları.
35. Özmeteler, E., 1989 Yapay Nöral Ağlar. İTÜ Fen Bil. Ens. Yüksek Lisans Tezi.
36. Zurada, M. J., 1992 Introduction to Artificial Neural Systems. West Publishing Company, Inc. New York.
37. Narendra, K.S. ve Parthasarathy, K. 1990, “ Identification and Control Dynamic Systems Using Neural Networks “, IEEE Trans. Neural Networks, Vol.1, pp.4-27.
38. Söderström, T. ve Stoica, P. 1989, System Identification, Prentice Hall.
39. Landau, I.D. 1990, System Identification and Control, Prentice Hall.
40. BAL, C., (2001) Uyarlamalı YSA ile Düz Modelleme F.Ü. Fen Bil. Ens. Yüksek Lisans Semineri
41. GÖKBULUT, M., (1998) Fırçasız Doğru Akım Motorlarının YSA ile Uyarlamalı Denetim E.Ü.Fen Bil. Ens. Doktora Tezi
42. M. Brown and C. Harris, 1994, “Neuro Fuzzy Adaptive Modelling and Control”, Prentice Hall Pub. U.K.
43. K.S. Narende and K. Parthasarathy, 1990, “Identification and control of dynamical systems using neural Networks”, IEEE Trans. Neural Networks, vol 1, pp 4-27.
44. C. Chee, and K. Y. Lee, “ Diagonal recurrent neural Networks for dynamic systems control”, IEEE on neural Networks, 6, 144-156, 1995,
45. A. Consoli, “ Trends in electrical motor drive control”, Melecon’94 conf. 25-33.
46. A. Rubai, R. Kotaru, And M.D. Kankam, 1997, “A real-time neural network based controller for brushless DC motor drivers”, Industry Applications Conference, Thirty-Second IAS Annual Meeting, IAS’97, Conference Record of the 1997 IEEE, Vol. 2, pp 828-835.
47. J.R. Heredia, F.P. Hidalgo, J.L.D. Paz, 1999, “Control of induction motors by artificial neural Networks” Ind. Electronics, ISIE '99. Proceedings of the IEEE Int. Symp. on , Vol. 2 , 1999, pp 792 - 794

48. S. Deghedie, T.H. Abdelhamid, M. Naguib, 1999, "ANN-based speed and current controllers for an AC-DC converterfed DC drive system", Electric Machines and Drives, Int. Conf. IEMD '99 , pp 281 -283
49. A Zergaoui, A. Bennia, 1999, "Identification and control of an asynchronous machine using neural Networks", Elctr. Circuits and Sys., Proc.of ICECS '99.The 6th IEEE Int. Conf. on, Vol. 2, pp 1043-1046
50. A. Albostan, M. Gökbulut, 2001, "Self-Tuning Adaptive Neurocontroller For Brushless DC Motors", International Journal of Electronics, Vol:88, pp:103-114.
51. M. A. ağabeydo and Y. A. Magid," On-line identcation of synchronous motors using radial basis function neural Networks", IEEE on power systems, 12, 1500-1506, 1997.
52. M. A. Sharkawi, A.A. El-samahy and M.L. El-sayed," High performance drive of DC brushless motors using neural Networks", IEEE on energy conversion, 9, 317-322, 1994.

ÖZGEÇMİŞ

Koray ŞAHİN, 1981 yılında Çanakkale’de doğdu. İlköğretimi Tekirdağ’da, orta öğrenimini de Gaziantep’te tamamladıktan sonra 1999-2003 yılları arasında, Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Bölümünde lisans öğrenimini tamamlayıp mezun oldu. 2003 yılında Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalında yüksek lisansa başladı.