

T.C
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ASENKRON MOTORLARIN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE VEKTÖR KONTROLÜ

Şükrü TAŞKAFA

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 YAPAY SİNİR AĞLARI İLE VEKTÖR KONTROLÜ

Şükrü TAŞKAFA

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. Hanifi GÜLDEMİR

Üye : Yrd. Doç. Dr. Zafer AYDOĞMUŞ

Üye :

Üye :

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

TEŞEKKÜR

Öncelikle, tez çalışmalarım boyunca yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren çok kıymetli danışman hocam Doç. Dr. Muammer GÖKBULUT' a, çalışmalarımda yardımını esirgemeyen değerli hocalarım Cafer BAL ve Beşir DANDİL' e ve çalışmalarım boyunca maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen değerli meslektaşlarım Ahmet ÖZMEN ve Koray ŞAHİN' e teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ŞEKİLLER LİSTESİ	III
ÇİZELGELER (TABLOLAR) LİSTESİ	V
SİMGELER LİSTESİ	VI
KISALTMALAR LİSTESİ	VIII
ÖZET	IX
ABSTRACT	X
1.GİRİŞ	01
2.ASENKRON MOTORLAR VE VEKTÖR DENETİM YÖNTEMLERİ	05
2.1 Performans Karakteristikleri	06
2.2 Asenkron Motorun Dinamikleri	07
2.3 Asenkron Motorun Matematiksel Modeli	07
2.4 Geleneksel AC Sürme Yöntemleri	09
2.5 Alan Yönlendirmeli Vektör Denetim	09
2.6 Uzak Vektör Belirleme ve İzdüşümü	10
2.6.1 Clarke Dönüşümü	11
2.6.2 Park Dönüşümü	11
2.7 Asenkron Motorun Senkron Referans Çatı (d-q) Dinamik Modeli	13
2.8 Asenkron Motorun Duran Referans Çatı (α - β) Dinamik Modeli	15
2.9 Asenkron Motorun Vektör Denetimi	16
2.9.1 Asenkron Motorun Doğrudan Vektör Denetimi	18
2.9.2 Asenkron Motorun Dolaylı Vektör Denetimi	19
2.10 Vektör Denetim Üzerine Yapılan Çalışmalar	20
3.DENETİM SİSTEMLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI	23
3.1 Yapay Sinir Ağlarının Kullanımının Sebepleri	23
3.2 Yapay Sinir Ağlarının Uygulamadaki Dezavantajları	24
3.3 Sinir Ağlarının Biyolojik Yapısı	24
3.4 Yapay Sinir Ağının Tanımı ve Modeli	25
3.5 Yapay Sinir Ağlarının Temel Özellikleri	27
3.6 Yapay Sinir Ağlarının Yapıları ve Çeşitleri	29
3.6.1 İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (İBYSA)	29
3.6.2 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (GBYSA)	30

3.6.2.1 Yöresel Geri Küresel İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (YGKİ)	31
3.7 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme ve Öğrenme Algoritmaları	32
3.8 Yapay Sinir Ağları ile Sistem Tanılama	35
3.8.1 Sistem Tanıma Aşamaları	35
3.8.2 Düz Modelleme	36
3.8.3 Ters Modelleme	37
3.9 Yapay Sinir Ağları ile Sistemlerin Denetimi	38
3.9.1 Doğrudan Uyarlamalı Denetim	39
3.9.2 Dolaylı Uyarlamalı Denetim	39
3.9.3 Model Referans Uyarlamalı Denetim	40
3.10 YSA İle Vektör Denetimi Üzerine Yapılan Çalışmalar	41
4.ASENKRON MOTORUN YSA İLE VEKTÖR DENETİMİ	43
4.1 Asenkron Motorun YSA ile Vektör Denetimi	44
4.2 Asenkron Motorun Ayrık Zaman dq ve $\alpha\beta$ Modelleri	45
4.3 Asenkron Motorun Vektör Denetiminde Kullanılan YSA Yapıları	47
4.3.1 İleri Beslemeli YSA Yapısı	47
4.3.2 YGKİ Beslemeli YSA Yapısı	48
4.4 YSA' nın Eğitimi	49
4.5 Eğitilmiş YSA ile Asenkron Motorun Vektör Denetiminin Matlab / Simulink Programında Gerçeklenmesi	55
5.BENZETİM SONUÇLARI	58
6.SONUÇLAR	69
KAYNAKLAR	70

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1 Çok Fazlı Bir Asenkron Motor İçin Hız-Moment ve Hız-Akım Eğrileri	06
Şekil 2.2 Stator Akım Uzay Vektörü ve (a-b-c)'deki Bileşeni	10
Şekil 2.3 Stator Akım Uzay Vektörü ve (α - β)'daki Bileşeni	11
Şekil 2.4 Stator Akımının Uzay Vektörü ve (α - β)'da ve d-q Dönen Referans Çerçevesindeki Bileşeni	11
Şekil 2.5 Asenkron Motorun Vektör Denetim Şeması	17
Şekil 2.6 Asenkron Motorun Doğrudan Vektör Denetimi	19
Şekil 2.7 Asenkron Motorun Dolaylı Vektör Denetimi	19
Şekil 2.8 Kestirimci Akım Denetim Bloğu	20
Şekil 2.10 Akım Denetimci Blok Diyagramı	22
Şekil 3.1 Biyolojik Sinir Hücresi	24
Şekil 3.2 Doğrusal Yapay Sinir Hücresi	25
Şekil 3.3 Aktivasyon Fonksiyonları	27
Şekil 3.4 İleri Beslemeli 3 Katmanlı YSA	30
Şekil 3.5 Geri Beslemeli İki Katmanlı YSA	31
Şekil 3.6 YGKI Yapay Sinir Ağı	32
Şekil 3.7 Doğrusal Olmayan Hücre Modeli ve Bir Problemi Öğrenme Olayı	33
Şekil 3.8 Sistem Tanılama	35
Şekil 3.9 Yapay Sinir Ağı ile Düz Modelleme (NARX Model)	36
Şekil 3.10 Yapay Sinir Ağı ile Ters Modelleme (NOE Model)	36
Şekil 3.11 Yapay Sinir Ağı ile Ters Modelleme	37
Şekil 3.12 Yapay Sinir Ağı ile Özelleştirilmiş Ters Modelleme	37
Şekil 3.13 Doğrudan Uyarlamalı Denetim	39
Şekil 3.14 Dolaylı Uyarlamalı Denetim	40
Şekil 3.15 Dolaylı Model Referans Uyarlamalı Denetim	41
Şekil 3.16 Hız Denetim Sürücü Sistemindeki YSA Denetim Bloğu	42
Şekil 4.1 Vektör Denetimli Asenkron Motorun YSA ile Akım Denetimi	44
Şekil 4.2 İleri Beslemeli YSA Yapısı	48
Şekil 4.3 YGKI Beslemeli YSA Yapısı	49
Şekil 4.4 Doğrudan Uyarlamalı Denetim Yapısı	50
Şekil 4.5 YSA'nın Eğitim Algoritması	51
Şekil 4.6 Vektör Denetim Şeması ve YSA'nın Sistem Üzerinden Eğitimi	55
Şekil 4.7 Matlab / Simulink Programında Gerçekleştirilen Vektör Denetim benzetimi	56

Şekil 4.8 Matlab / Simulink Programında Gerçekleştirilen İleri Beslemeli YSA Yapısı	56
Şekil 4.9 Matlab / Simulink Programında Gerçekleştirilen YGKİ Beslemeli YSA Yapısı ...	57
Şekil 5.1 Referans i_q^* Akımı ile Motorun i_q Akımı Arasındaki Sürekli Durum Hatası	58
Şekil 5.2 YSA Denetimciye Paralel Bağlı İntegral Denetimci Yapısı	59
Şekil 5.3 i_q Akımı ile i_q^* Akımı Arasındaki Sürekli Durum Hatasının Giderilmesi	59
Şekil 5.4 Motorun 200 rad/sn' lik basamak hızı ani yük uygulanması durumunda ileri beslemeli YSA ile izleme başarımı. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	60
Şekil 5.5 Sinüsoidal referans hız uygulanan motordan elde edilen sonuçlar. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	61
Şekil 5.6 Motora uygulanan düşük referans hız için ileri beslemeli YSA' nın başarımı. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	62
Şekil 5.7 Eylemsizlik katsayısının 3 katına çıkarılması sonucunda motorun 300 rad/sn' lik basamak hızı izleme başarımı. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	63
Şekil 5.8 Rotor direncinin %50 artırılması sonucunda motorun 300 rad/sn' lik basamak hızı izleme başarımı. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	64
Şekil 5.9 Motora uygulanan değişik basamak referans hızlar için YGKİ beslemeli YSA' nın başarımı. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	65
Şekil 5.10 Sinüsoidal referans hız uygulanan motorda YGKİ beslemeli YSA' nın başarımı (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	66
Şekil 5.11 Eylemsizlik katsayısı 3 katına çıkarıldığında motorun 300 rad/sn' lik basamak hızı izleme başarımı (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	67
Şekil 5.12 Rotor direncinin 1,5 katına çıkarılması sonucunda motorun 300 rad/sn' lik basamak hızı izleme başarımı. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi	68

ÇİZELGELER (TABLOLAR) LİSTESİ

Tablo 2.1 Dönüşümler Tablosu	12
---	----

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 moment	N.m
T_{TM}	Nominal tam yük moment	N.m
i_a, i_b, i_c	Stator fazındaki ani akımlar	A
i_s	Stator akım vektörü	A
i_{sa}, i_{sb}	$\alpha\beta$ 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
σ	Kaçak faktörü	
v_{sa}, v_{sb}	Stator $\alpha\beta$ gerilimleri	V
$v_{rd}, v_{rq}, v_{sd}, v_{sq}$	Rotor ve Stator dq gerilimleri	V
ψ_{sa}, ψ_{sb}	Stator $\alpha\beta$ akı halkalanmaları	Weber
$\psi_{rd}, \psi_{rq}, \psi_{sa}, \psi_{sb}$	Rotor ve stator dq akı halkalanmaları	Weber
ψ_{ma}, ψ_{mb}	Hava aralığı akı halkalanmaları	Weber
P_g	Rotor ve Stator sargılarının anlık gücü	
T_e	Elektriksel moment	N.m
T_L	Yük moment	N.m
I_d^*, I_q^*	Referans dq akımları	A
v_d, v_q	Referans dq gerilimleri	V
ω_{ref}	Referans açısal hız	Rad/s
θ_e	Elektriksel konum	
X	YSA girişleri	

W	YSA ağırlıkları
ΔW	Ağırlıklara uygulanacak düzeltme miktarı
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 Ağı
YGKİ	: Yöresel Geri Küresel İleri
ASM	: Asenkron Motor

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

ASENKRON MOTORLARIN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE VEKTÖR KONTROLÜ

Şükrü TAŞKAFİ

Fırat Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı

2006, Sayfa: 74

Asenkron motorların vektör denetimi ile motorun akı ve moment bağıntıları arasındaki kenetleme etkisi ortadan kaldırılarak bu iki değişken birbirinden bağımsız olarak denetlenebilir hale getirilir. Böylece, motor akımının akı bileşeni sabit tutularak moment bileşeni ile motor momenti ve hızı denetlenebilir. Asenkron motorların doğrusal olmayan modelinin ve zamanla değişen parametrelerinin etkisi ile alan yönlendirmesinin hatalı olmaması için dayanıklı bir vektör kontrol sistemine ihtiyaç duyulur.

Bu tez çalışmasında, Yapay Sinir Ağları (YSA) ile asenkron motorların vektör denetimi incelenmiştir. Motor akımı ile motor akımının değişimi YSA' na giriş olarak verilmiş ve motor gerilimleri çıkış olarak alınmıştır. YSA' nın eğitimi akım hataları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Vektör kontrolör olarak kullanılan YSA, ileri beslemeli ve yöresel geri beslemeli olmak üzere iki farklı yapıda seçilmiş ve doğrusal olmayan yük şartları ve parametre değişimleri altında asenkron motorun vektör kontrolündeki performansları belirlenmiştir. Eğitilmiş YSA kontrolör kullanılarak asenkron motorun vektör kontrol sisteminin MATLAB-Simulink de benzetimi yapılmıştır. Yük ve parametre değişimleri altında asenkron motorun vektör kontrolünden elde edilen benzetim sonuçları sunulmuştur.

Anahtar kelimeler: Asenkron motorlar, yapay sinir ağları, vektör kontrol.

ABSTRACT

Master Thesis

VECTOR CONTROL OF INDUCTION MOTORS USING NEURAL NETWORK

Şükrü TAŞKAFA

Fırat University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electronics and Computer Education

2006, Page: 74

The coupling effect between induction motor fluxes and currents are eliminated and these two variables can be controlled independently by using the vector control technique. Thus, the motor torque and speed can be controlled by using the torque current component keeping the flux component constant. Due to the effects of time varying parameters and nonlinear mathematical model of the motor, a robust vector controller is required to obtain a correct field orientation.

In this thesis, vector control of induction motors is presented using Neural Network (NN). NN inputs are selected as the motor current and the change of the current error and, NN output is the motor voltages. NN is trained using the currents errors. Feedforward and locally recurrent NN structure are used for the vector controller and their control performance are compared. Vector control of the 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, artificial neural networks, vector control.

1. GİRİŞ

Endüstride yaygın olarak kullanılan elektrik motorları robotlar, bilgisayarların disk ve CD sürücülerini, üretim ve takım tezgahları gibi endüstrinin hemen her alanında sürme sistemi olarak kullanılmaktadır. Sürme sisteminin, dolayısıyla elektrik motorunun davranışı bütün sistemin performansını da etkilemektedir. Serbest uyarımlı doğru akım makineleri, denetimlerinin kolay olması nedeniyle yüksek başarılı sürücü uygulamalarında, uzun yıllar boyunca en çok tercih edilen motorlar olmuştur. Ancak bu makinelerin; belirli aralıklarda bakım gerektirmeleri, fırça ve kolektör teması nedeni ile patlayıcı, parlayıcı ve tozlu ortamlarda kullanılamaması ve yüksek devir sayılarına çıkamaması önemli dezavantajlarıdır. Doğru akım makinelerinin bu dezavantajlarından dolayı ve mikroelektronik alanındaki önemli gelişmeler sayesinde değişken hızlı tahrik sistemlerinde asenkron makineler kullanılmaya başlanmıştır. Yapılarının basit ve ekonomik olmaları, sağlam olmaları, bakım gerektirmemeleri ve her türlü ortam koşullarında çalışabilmeleri gibi üstün özellikleri nedeniyle asenkron motorlar, endüstride yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak, bu motorların denetimi zordur ve karmaşık bir denetim sistemine ihtiyaç duyar. Bu durum, makinenin doğrusal olmayan yapısından kaynaklanmaktadır [1]. 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 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 denetiminin elde edilmesi için daha basit ve düşük maliyetli denetim yapıları üzerinde yoğunlaşmaktadır.

Asenkron motorların moment ve akı arasındaki kenetleme etkisi nedeniyle bu motorlardan yüksek başarımlar elde edilmesi oldukça güçtür. Asenkron motorların denetiminde karmaşık bazı yöntemler kullanılmaktadır. Günümüzde yaygın olarak kullanılan denetim yöntemleri, sürekli durum modelinden çıkarılan skaler denetim yöntemi ve motorun dinamik modelinden elde edilen vektörel denetim yöntemidir. Skaler denetim yönteminde, statora uygulanan gerilim/frekans (V/f) oranı sabit tutularak hava aralığı akısı sabit tutulmaya çalışılır. Böylece motorun değişik hızlarda sabit moment üretmesi sağlanmaya çalışılır. Ancak düşük hızlarda, besleme geriliminin önemli bir kısmı stator direnci üzerinde düştüğünden hava aralığı akısı azalır. Bu nedenle skaler denetim yönteminde, motorun kenetleme etkisi tamamen ortadan

kaldırılmadığından düşük hızlarda ve geçici durumlarda moment kararlılığı elde edilemez. Yüksek başarımlı gerektirmeyen uygulamalarda skaler denetim yöntemi, uygulanmasının kolay olması ve maliyetinin düşük olması nedeniyle yaygın olarak kullanılmaktadır [2,3]. Asenkron motorlarda ortaya çıkan akı ve moment arasındaki kenetleme etkisinin ortadan kaldırılarak yüksek başarımlı sürücü sistemlerinde de kullanılabilmesi amacıyla hız/konum döngüsünden başka daha içerde bir döngü oluşturacak şekilde vektör denetim yöntemleri geliştirilmiştir [4,5]. Vektör denetimi ile motorun akısı ve momenti ayrı ayrı denetlenebilir hale gelmektedir [6,7]. Böylece akı sabit tutularak stator akımının moment bileşeni ile motor momenti doğrusal olarak denetlenebilmektedir. Asenkron motorların kenetlemesiz denetimi stator, rotor veya hava aralığı akı vektörlerinden birinin yönlendirilmesi ile gerçekleştirilir [8]. Bundan dolayı akı vektörlerinden bir tanesinin genliği ve konumunun bilinmesi gerekmektedir. Bu akı vektörünün genlik ve konum bilgisinin elde ediliş şekli vektör denetim yöntemini belirler. Genel olarak doğrudan ve dolaylı vektör denetim yöntemi olmak üzere iki farklı şekilde vektör denetimi gerçekleştirilmektedir [1, 9].

Doğrudan vektör denetim yönteminde akının genliği ve konumu algılayıcılar ile ölçülerek veya gözlemlenerek tespit edilir. Gözlemleyici tabanlı denetim yapılarında tasarlanan gözlemleyici, motorun elektriksel ve mekanik parametrelerine bağımlı olduğundan yük ve parametre değişimi denetim yapısının başarımını olumsuz etkiler [10]. Dolaylı vektör denetim yönteminde ise akı, ölçülen akım ve gerilimler yardımıyla dolaylı olarak hesaplanmaktadır [11]. Ancak dolaylı vektör denetim yönteminde başarımlı, motorun rotor ve stator direnç ve endüktanslarına bağlıdır. Vektör denetim yapılarında karşılaşılan sorunların giderilmesi için çalışmalar yapılmakta ve vektör denetimli asenkron motor sürücülerinin kullanımı giderek yaygınlaşmaktadır.

Asenkron motorların zamanla değişen parametrelere sahip olması, vektör denetiminin gerçekleştirilmesi için gerekli hesaplamalardan ve algılayıcılardan kaynaklanan gecikmeler denetim başarımlı olumsuz yönde etkilemektedir. Asenkron motorların denetiminde kullanılan denetleyicinin yük ve parametre değişimlerinden etkilenmeyecek özellikte olması gerekir [3,1]. Sistemin doğru bir matematiksel modelinin çıkarılmasına gereksinim duyan PID ve optimal denetim yöntemleri, sistemin doğru bir matematiksel modeli çıkarılsa bile doyum, bozucu girişler, parametre değişimleri ve gürültü gibi bilinmeyen şartlardan dolayı yüksek başarımlı gerektiren sürücü uygulamalarında yetersiz kalmaktadırlar. Son yıllarda asenkron motorların hız/konum ve moment denetimleri için Yapay Sinir Ağı (YSA) denetleyiciler yaygın olarak kullanılmaktadır. Elektronik teknolojisindeki gelişmelerle birlikte, gerek sayısal işaret işleyicilerin maliyetindeki düşüş ve hızlarındaki artış gerekse YSA' nın yapısal olarak sürekli

bir gelişim sürecinde olması nedeniyle gelecekte bu denetleyiciler, geleneksel denetleyicilerin yerini alabilecek niteliktedir [12,13].

YSA, karmaşık sistemlerin modellenmesinde yaygın olarak kullanılan bir yapay zeka tekniğidir ve insan beynindeki biyolojik sinir hücrelerinin basitleştirilmiş olarak modellenmesine dayanmaktadır. İnsan düşüncesini ve davranışını taklit edebilen sistemlerin geliştirilmesine yönelik çalışmaların tümü yapay zeka olarak tanımlanabilir. Yapay zeka teknikleri, birbirinden tümüyle farklı uygulamalar olmasına karşın, belirsizlikler üzerine kurulan sistemler olması bu tekniklerin ortak yönü olarak değerlendirilebilir. Başka bir deyişle, klasik yöntemlerde ortaya çıkan belirsizlikler istenmeyen ve ayrıca değerlendirilmesi gereken durumlarken; yapay zeka teknikleri belirsizlikleri içeren ve işleyen uygulamalardır. Yapay zeka uygulamalarından biri olan YSA, katmanlar halinde düzenlenmiş çok sayıda doğrusal olmayan hücrenin ağırlıklandırılmış bağlantılarla birbirine bağlandığı paralel çalışma yeteneğine sahip matematiksel bir modeldir. YSA, belirlenen sonucu elde etmek için hücreler arasındaki bağlantı ağırlıklarını çeşitli öğrenme yöntemleri ile değiştirebilen ve en uygun ağırlıkları bulmak için çalışan paralel bir işlemcidir [14]. YSA, paralel çalışabilmesi ve öğrenme yeteneklerinden dolayı pek çok uygulamada olduğu gibi denetim alanında da yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu gün denetime duyulan ihtiyaç, belirsiz olan karmaşık sistemlerin çoğalması ile artmış ve bu sebeple klasik denetim yöntemlerinde yeni gelişmelere ihtiyaç duyulmuştur. Denetim alanında YSA; doğrusal olmayan ve uyarlanabilir yapıları, öğrenme genelleme yetenekleri, sistemden bağımsız olarak tasarlanabilmeleri gibi üstün özelliklerinden dolayı doğrusal olmayan bir çok sistemin denetiminde ve tanılmasında kullanılmıştır [15]. YSA tek başına bir denetleyici olarak kullanılabildiği gibi öğrenme yeteneği ve uyarlanabilir yapısından dolayı geleneksel denetleyicilerin parametrelerinin uyarlanmasında [16] ve sabit parametrelili denetleyici ile birlikte kullanılabilmektedir. Denetim sistemlerinde YSA' nın giriş değişkenlerinin sistem dinamiklerinin geri beslenmesi ile oluşturulmasından kaynaklanan eğitim sorunu, saklı katman sayısı ve bu katmanda kullanılacak hücre sayısının belirlenmesinde kesin bir kuralın olmaması YSA' nın başlıca sorunlarından biridir.

YSA' nın doğrusal olmayan yapıları, uyarlama ve genelleme yeteneklerine sahip olmasından dolayı asenkron motorların hız, moment ve akı denetimlerine ilişkin çeşitli çalışmalar yapılmıştır. YSA, asenkron motorların tanılanması ve denetiminde [17], asenkron motorlarda yük ve parametre tanılama [23] ve hız tahmininde kullanılmıştır [18]. Asenkron motorların, ileri beslemeli ve geri beslemeli YSA yapıları ile hız denetimi [19, 20] ve akım denetimi [21, 22] gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmada, asenkron motorun vektör denetimi, ileri beslemeli ve YGKİ beslemeli yapay sinir ağı yapılarıyla gerçekleştirilmiştir. Yapay sinir ağlarına akım ve hız hataları giriş olarak verilmiş, referans motor gerilimleri çıkış olarak alınmıştır. Vektör denetimci olarak kullanılan ileri ve YGKİ beslemeli YSA'nın, yük ve parametre değişimleri altında performansları incelenmiştir. Eğitilmiş YSA kullanılarak asenkron motorun vektör denetim sisteminin Matlab / Simulink de benzetimi gerçekleştirilip, elde edilen benzetim sonuçları sunulmuştur.

Bu amaçla; 2. bölümde, asenkron motorlar ve matematiksel modellemesi hakkında genel bilgiler verilmiş ve vektör denetimi üzerine yapılan çalışmalar incelenmiştir. 3. bölümde, yapay sinir ağları ve uygulamada sık olarak kullanılan YSA çeşitleri hakkında genel bilgiler verilmiş ve yapay sinir ağları ile vektör denetimi üzerine yapılan çalışmalar incelenmiştir. 4. bölümde, yapay sinir ağları ile asenkron motorun vektör denetimi, asenkron motorun ayrık zaman denklemleri, yapay sinir ağının eğitimi konularına değinilmiş ve yapay sinir ağı ile asenkron motorun vektör denetim benzetimi gerçekleştirilmiştir. 5. bölümde, elde edilen benzetim sonuçları verilmiştir. 6. bölümde, çalışmanın genel bir değerlendirmesi yapılmıştır.

2. ASENKRON MOTORLAR VE VEKTÖR DENETİM YÖNTEMLERİ

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

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

Bu özellikler, asenkron motorların endüstride en çok kullanılan motorlar olmalarına sebep olmuştur. Asenkron motorlar genel olarak stator ve rotor olmak üzere duran ve hareketli iki kısımdan meydana gelmektedir [24].

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,

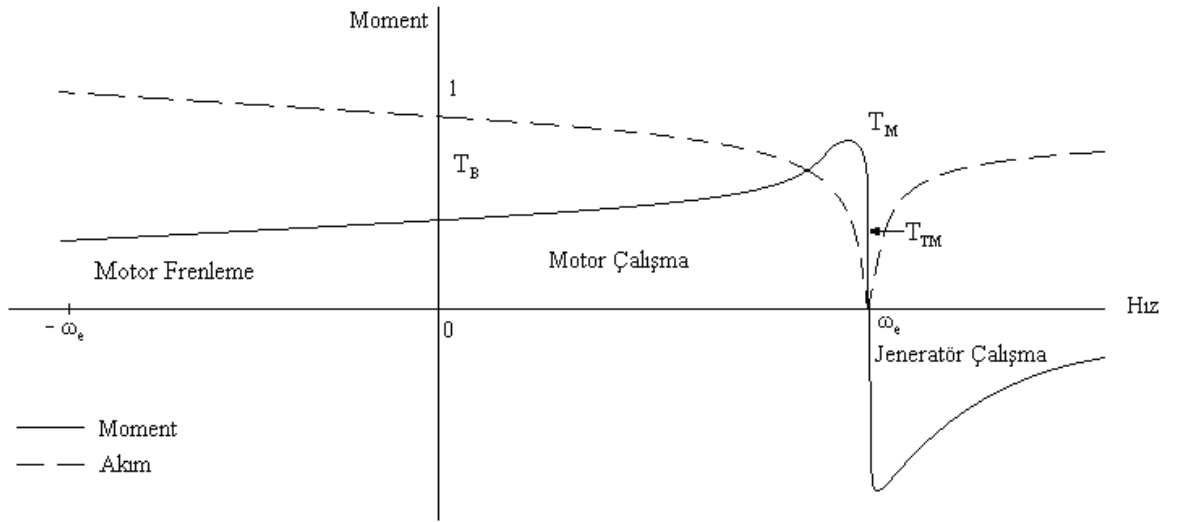
$$s = \frac{\omega_e - \omega_r}{\omega_e} . 100 \quad (2.1)$$

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

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 [25].



Şekil 2.1 Çok Fazlı Bir Asenkron Motor İçin 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 momenti) 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 momenti ile hız eksenı 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) [26].

Karşılaşılan problemin daha sonraki dinamik analizi, özellikle sistem içinde karşılaşılan lineersizliklerden dolayı sistemi denetimi 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 Modeli

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, denetim 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 [26].

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

- Stator sargıları, stator çevresinde düzgün olarak yayılmıştır. Hava aralığında akı sinüsoidal biçimdedir.
- Üç fazlı stator sargıları çevreye 120 derecelik faz farklı olarak düzgün biçimde yayılmışlardır.
- Doyma, dış ve oluk etkileri ihmal edilmiştir.
- Magnetik kısımların geçirgenliği sonsuz varsayılmıştır.
- 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 denetiminde kullanılan d-q modeli, sayısal benzetimlerde ve denetim sistemlerinin tasarlanmasında kullanılmaya elverişlidir. En çok kullanılan referans eksen takımları $\omega=0$ (sürekli durum) ve $\omega=\omega_s$ (senkron dönme) hızlarındadır.

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

2.4 Geleneksel AC Sürme Yöntemleri

AC motor denetim yapıları genellikle statorun üç fazındaki 120 derece faz farklı olarak dağılmış üç sinüsoidal gerilime uygulanır. Geleneksel AC sürme yapılarının çoğunda bu üç sinüs dalgasının üretimi, motorun elektro-mekanik karakteristiklerine ve motorun kararlı haldeki eşdeğer devre prensibine dayanır. Ayrıca, bu çeşit bir 3-fazlı sistemin denetimi daha çok, üç ayrı tek fazlı bir sistemin denetimine benzer. Bu noktada karşılaşılan bazı dezavantajlar vardır [27].

1- Kullanılan makine modelleri ve karakteristikler sadece kararlı halde geçerlidir. Bu, denetim 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 denetimi bu dezavantajların her birinin üstesinden gelir ve böylece AC sürme tekniğinin etkinliğini oldukça artırır.

2.5 Alan Yönlendirmeli Vektör Denetim

Alan yönlendirmeli vektör denetimi bir vektörle temsil edilen stator akımlarının denetiminden meydana gelir [28]. 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 denetim yapısı ani elektriksel değerler kullanır (o andaki mevcut akımın genlik değeri gibi). Bu denetim 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.

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

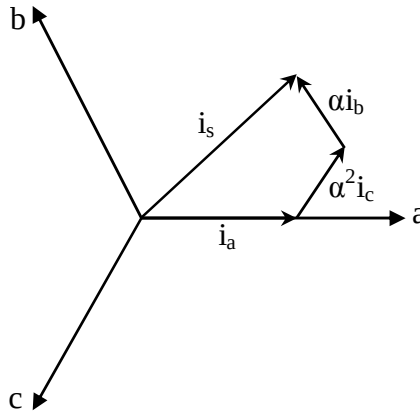
Sabit bir değerde rotor akısı ψ_r 'nin genliğini koruyarak moment T ve akımın moment bileşeni i_q arasında lineer bir ilişkiye sahip oluruz. Sonra, stator akım vektörünün moment bileşenini denetleyerek momenti denetleriz.

2.6 Uzak Vektör Belirleme ve İzdüşümü

AC motorların 3-fazlı gerilimleri, akımları ve akıları kompleks uzay vektörleri bakımından analiz edilebilirler [29]. 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



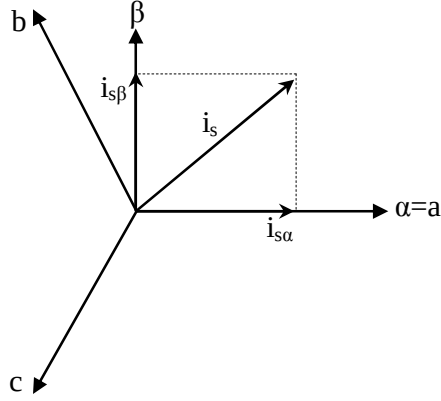
Şekil 2.2 Stator Akım Uzak Vektörü ve (a-b-c)'deki Bileşeni

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) $\rightarrow$ (α - β) 2-koordinatlı zamanla değişen sistem (Clarke dönüşümü)
- (α - β) $\rightarrow$ (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 [26].



Şekil 2.3 Stator Akım Uzay Vektörü ve (α - β)'daki Bileşeni

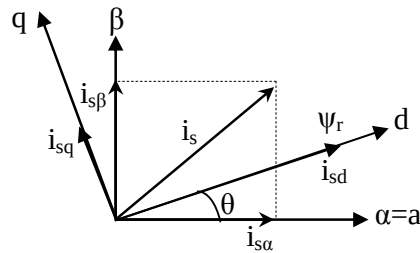
3-fazlı sistemi (α - β) 2 boyutlu sisteme çeviren izdüşümü aşağıda verilmiştir.

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

Bu durumda zaman ve hız bağımlılığı devam eden 2-koordinatlı bir sistem $\begin{pmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{pmatrix}$, y1 elde etmiş oluruz.

2.6.2 Park Dönüşümü

Bu dönüşüm vektör denetiminin en önemli kısmıdır. Gerçekte, bu izdüşüm d-q dönen referans çerçevesinde 2-fazlı bir sisteme dönüştürür. d ekseninin rotor akısıyla uyarlandığını düşünürsek, aşağıdaki diyagram akım vektörü için iki referans çerçevesi arasındaki ilişkiyi gösterir [26].



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 denetimi mümkün ve kolay olan 2-koordinatlı zamandan bağımsız bir sistem elde edilir. Tüm bu dönüşüm sistemi tablo 2.1’de gösterilmektedir.

Tablo 2.1 Dönüşümler Tablosu

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

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

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

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

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

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 [30],

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

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

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 [30],

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

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

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

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

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

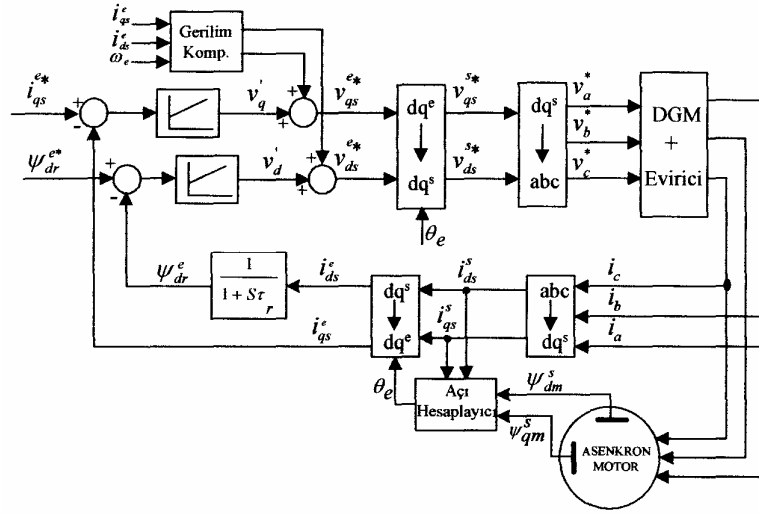
Alan yönlendirme denetimi olarak da bilinen vektör denetimi, bir vektör ile temsil edilen stator akım ve gerilimlerini hem genlik hem de faz bakımından denetlemeyi hedeflemektedir. Bunu gerçekleştirmek için, denetim yöntemi zamana ve hıza bağımlı 3 fazlı bir sistemi zamandan bağımsız iki koordinat (d-q koordinatları) sistemine dönüştüren dönüşümlere ihtiyaç duyulur. Bu dönüşümler kullanıldığı taktirde ac motor yapısı bir dc motor yapısına benzer olduğu ve bu nedenle ac motorun dc motora benzer bir şekilde denetlenebileceği görülür. Vektör denetimli motor giriş referansı olarak, q koordinatı ile çakışık moment bileşenine ve d koordinatı ile çakışık akı bileşenine ihtiyaç duymaktadır [31]. 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 denetimi yapmak kolaylaşır. d-q referans çatıda moment aşağıdaki ifadeye göre değişir.

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

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_{ref} ile karşılaştırıldıktan sonra aradaki fark bilgisi hız denetimci 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. Elde edilen hatalar, akım denetimcileri aracılığıyla referans v_q ve v_d gerilim değerlerine dönüştürülür. Bu gerilimler ters Clarke ve Park dönüşümleri aracılığıyla referans v_a , v_b ve v_c gerilim değerlerine dönüştürülür. Bu gerilimlerin bünyesinde hem genlik hem de frekans bakımından motora uygulanması gereken gerilimlerin bilgisi mevcuttur. Bu nedenle çeşitli modülasyon teknikleriyle denetimli güç kaynağında bulunan yarı iletken anahtar elemanlarının sürülmesi için ilgili PWM sinyalleri üretilebilmektedir.

2.9.1 Asenkron Motorun Doğrudan Vektör Denetimi

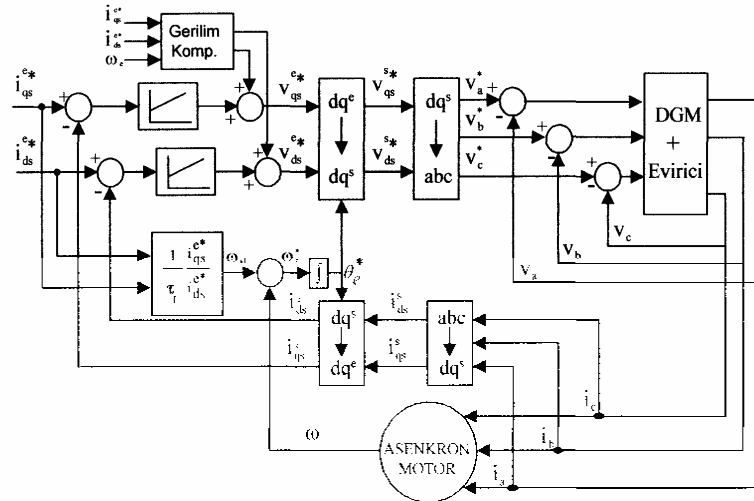
Doğrudan vektör denetim yapısı, temel olarak rotor akısının genlik ve konum bilgisinin hava aralığı akı yoğunluğunun doğrudan ölçüm veya tahmin yoluyla bulunması ilkesine dayanır. Hava aralığı akısının doğrudan ölçüm yoluyla bulunması, araştırmacı bobinler (search coil) veya hall etkili aletlerle gerçekleştirilir. 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 ölçüm yerine, ölçülebilen büyüklükler olan stator akım ve gerilimlerinden tahmin yoluyla elde edilebilir [4].



Şekil 2.6 Asenkron Motorun Doğrudan Vektör Denetimi

2.9.2 Asenkron Motorun 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 [34]. 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 [30].



Şekil 2.7 Asenkron Motorun Dolaylı Vektör Denetimi

2.10 Vektör Denetim Üzerine Yapılan Çalışmalar

Geleneksel akım denetimcide asenkron motor parametreleri yer almaz. Kaynak [35]' de kestirimci akım denetim önerilmiştir. Bu çalışmada, asenkron motor denklemlerinden motora uygulanacak referans gerilim şeklindeki blok diyagram ile kestirimci denetimci mantığıyla belli edilmiştir. Stator gerilim denklemleri aşağıdaki gibidir:

$$v_s(t) = R_s i_s(t) + \sigma L_s \frac{d}{dt} i_s(t) + \frac{L_m}{L_r} \frac{d}{dt} \psi_r \quad (2.29)$$

Burada tahmin edilen zıt emk kullanılarak motor gerilim denklemi,

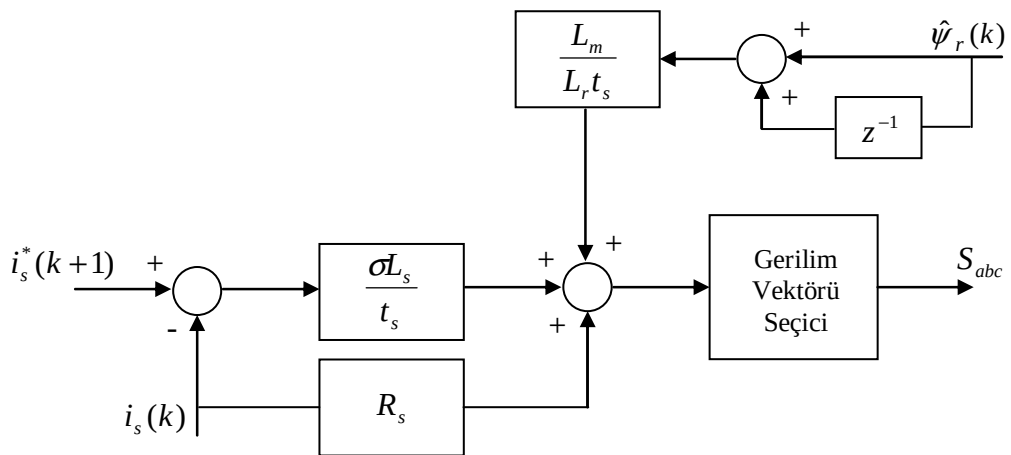
$$\hat{v}_s(t) = R_s i_s(t) + \sigma L_s \frac{d}{dt} i_s(t) + \hat{e}_s(t) \quad (2.30)$$

elde edilir. Burada zıt emk akı gözlemcisi ile

$$\hat{e}_s(t) = [\hat{e}_d(t) \quad \hat{e}_q(t)]^T \quad (2.31)$$

olarak hesaplanabilir.

Buna göre blok diyagram;



Şekil 2.8 Kestirimci Akım Denetim Bloğu

Kaynak [35]' de anlatılan akım denetimcide kullanılan gerilim seçici Kaynak [36]' de fuzzy ile gerçekleştirilmiştir.

Doğru bir stator akım denetimci oluşturmak için, kaynak [37]' da gerilim (decoupling) ayrıştırma ve deadbeat denetim döngüsü kullanılmıştır. Bu motorun zıt emk' sını karşılamak için gerekli gerilimi decoupling denetimci sağlar. Deadbeat denetimci ile akım hatasının mümkün olduğunca hızlı bir şekilde azalması ve sistemin kararlı kılınması amaçlanmıştır. Ayrıca rotor akı bilgisi gerektirmez ve alan yönlendirme denetim ayarından bağımsızdır.

Asenkron motor gerilim denklemlerinden gerilim decoupling denetimi şu denklemlerle elde edilmiştir:

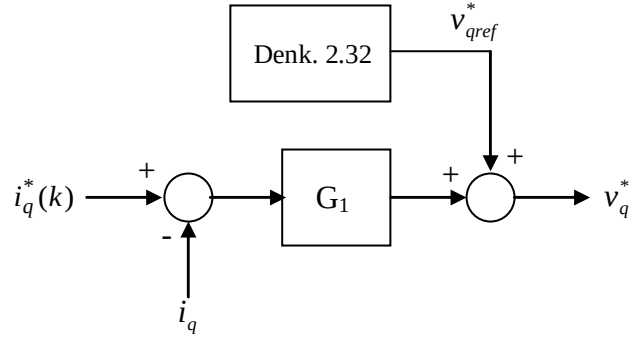
$$\begin{aligned} v_{qref}^* = & v_{qs}^*(k-1) + \frac{\hat{\sigma}L_s}{T}[i_{qs}^*(k) - i_{qs}(k)] + (\hat{r}_s - \frac{\hat{\sigma}L_s}{T})[i_{qs}^*(k-1) - i_{qs}(k-1)] \\ & + \omega_e \hat{\sigma}L_s [i_{ds}^*(k-1) - i_{ds}(k-1)] \end{aligned} \quad (2.32)$$

$$\begin{aligned} v_{dref}^* = & v_{ds}^*(k-1) + \frac{\hat{\sigma}L_s}{T}[i_{ds}^*(k) - i_{ds}(k)] + \hat{r}_s - \frac{\hat{\sigma}L_s}{T})[i_{ds}^*(k-1) - i_{ds}(k-1)] \\ & - \omega_e \hat{\sigma}L_s [i_{qs}^*(k-1) - i_{qs}(k-1)] \end{aligned} \quad (2.33)$$

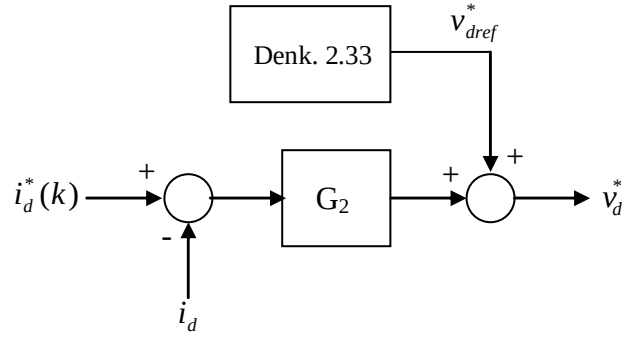
Burada,

$$\hat{r}_s = r_s + r_r \left(\frac{L_m^2}{L_r^2} \right) \quad (2.34)$$

olarak hesap edilir.



(a)



(b)

Şekil 2.10 Akım Denetimci Blok Diyagramı

Deadbeat denetimci kazanç ifadeleri G_1 ve G_2

$$G_1 = \frac{\hat{\sigma}\hat{L}_s}{T} \left(1 - \frac{\hat{r}_s}{\hat{\sigma}\hat{L}_s} T - \omega_e T \right) \quad (2.35)$$

$$G_2 = \frac{\hat{\sigma}\hat{L}_s}{T} \left(1 - \frac{\hat{r}_s}{\hat{\sigma}\hat{L}_s} T + \omega_e T \right) \quad (2.36)$$

denklemlerinden hesaplanmaktadır.

3. DENETİM SİSTEMLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI

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

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

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

3.1 Yapay Sinir Ağlarının Kullanımının Sebepleri

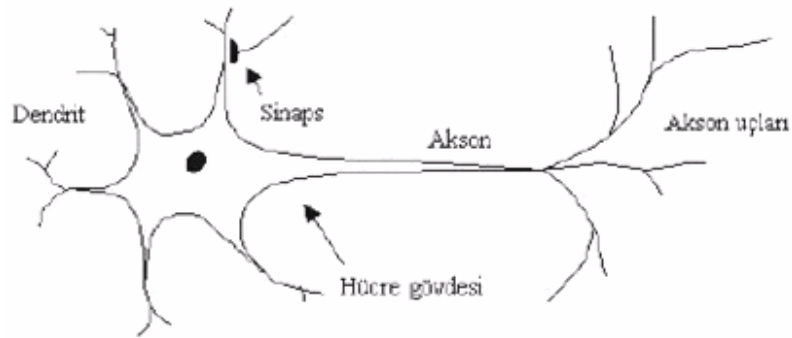
- 1- YSA' lar verilerden hareketle, bilinmeyen ilişkileri akıllıca hemen ortaya çıkarabilmektedir. Bu özellikleri, uygulama açısından son derece önemlidir. Ayrıca veri toplama için bir ön sorgulama ya da açıklama gerekmemektedir,
2. YSA' lar çözüm olarak genelleştirilebilir. Bir örnekten hareketle, diğer 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 eğitme verilerinin toplanması ve değerlendirilmesidir. Doğru değerleri bulmak için deneyler yapmak gerekebilir.
- 4- Bir YSA' nın kalitesi ve kapasitesi uygulamadaki hızı ile orantılıdır. Yine de YSA' ların diğer çözümlerden daha doğru çözümler ürettikleri de bir gerçektir.

3.3 Sinir Ağlarının Biyolojik Yapısı

Biyolojik sinir ağlarının temel elemanı sinir hücreleridir. Bir sinir hücresinin temel elemanları hücre gövdesi, dendrit ve akson'dur. Sinir hücresine diğer sinir hücrelerinden gelen uyarımlar, dendritler aracılığıyla hücre gövdesine taşınır ve hücre içi aktivasyonun/kararlılık halinin bozulmasıyla oluşan bir kimyasal süreç içerisinde diğer hücelere aksonlarla iletilir; uyarımların diğer sinir hücrelerine taşınabilmesinde akson uçları ile dendritler arasındaki sinaptik boşluklar (sinaps) rol oynar. Sinaptik boşluk içinde yer alan “sinaptik kesecikler” gelen uyarımların diğer hücelere dendritler aracılığıyla geçmesini koşullayan elemanlardır. Sinaptik boşluğa, “sinaptik kesecikler” tarafından sağlanan nöro-iletken maddenin dolması uyarımların diğer hücelere geçişini koşullar. Hücelere gelen uyarımlarla uyumlu olarak hücreler arasındaki mevcut sinaptik ilişkilerin değişimi veya hücreler arasında yeni sinaptik ilişkilerin kurulması “öğrenme” sürecine karşılık gelir [38].



Şekil 3.1 Biyolojik Sinir Hücresi

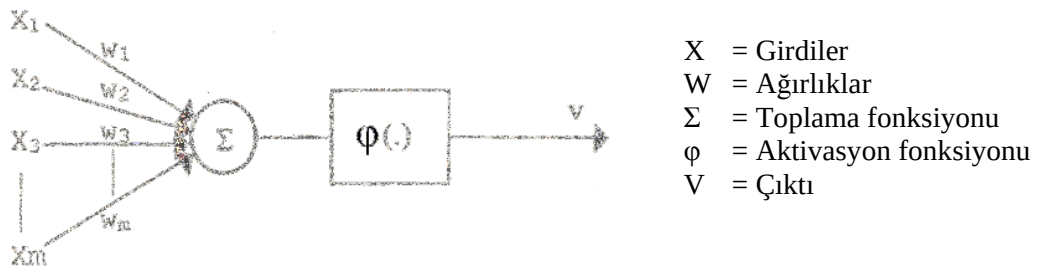
3.4 Yapay Sinir Ağının Tanımı ve Modeli

Yapay sinir ağları genel bir deyişle, insan beyninin çalışma prensibini taklit etme esası üzerine kurulmuş bilgi işleme yöntemleridir. Bu ağlar birbirine paralel olarak bağlanmış işlem elemanlarından (yapay sinir ağı hücresi, nöron, ünite, birim, düğüm) ve onların hiyerarşik bir organizasyonundan meydana gelirler. Yapay sinir ağlarının paralel yapılan, bilgisayarları geleneksel yöntemlerden çok daha farklı kullanarak özellikle seri bilgisayarlarda bilinen yöntemlerle yapılması mümkün olmayan ve çok zor olan bir takım işlevleri (ses ve örüntü tanıma gibi) rahatlıkla yapmaları, yapay sinir ağlarını üstün kılmıştır. Yapay sinir ağının temel düşüncesiyle insan beyninin fonksiyonları arasında benzerlikler vardır. Yapay sinir ağları, her ne kadar temel yapı itibarıyla bir kısım özellikleri insan beyninin fiziki özelliklerinden esinlenerek ortaya atılmış ise de, kesinlikle şu andaki halleri ile insan beyninin ne tam ne de yaklaşık bir modeli olarak değerlendirilemezler [39].

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

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

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



Şekil 3.2 Doğrusal Yapay Sinir Hücresi

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

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

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

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

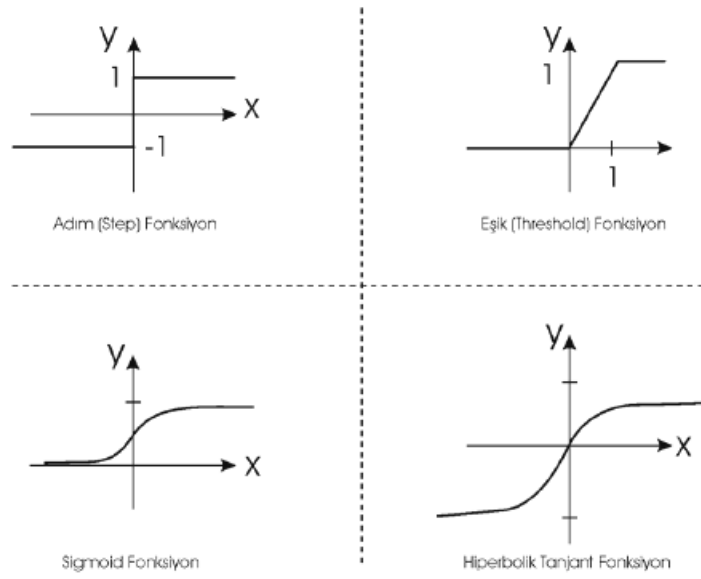
$$\phi(.) = u \quad (3.3)$$

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

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

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

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



Şekil 3.3 Aktivasyon Fonksiyonları

3.5 Yapay Sinir Ağlarının Temel Özellikleri

Yapay sinir ağlarının hem popüler yapan, hem de geleneksel bilgi işleme metotlarından ayıran özellikleri vardır. Yapay sinir ağlarının bir takım özellikleri, her ne kadar ilgili problemin yapısına ve kullanılan sinir ağı modeline bağlı olsa da, genel özellikleri aşağıdaki gibi verilebilir [40].

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.

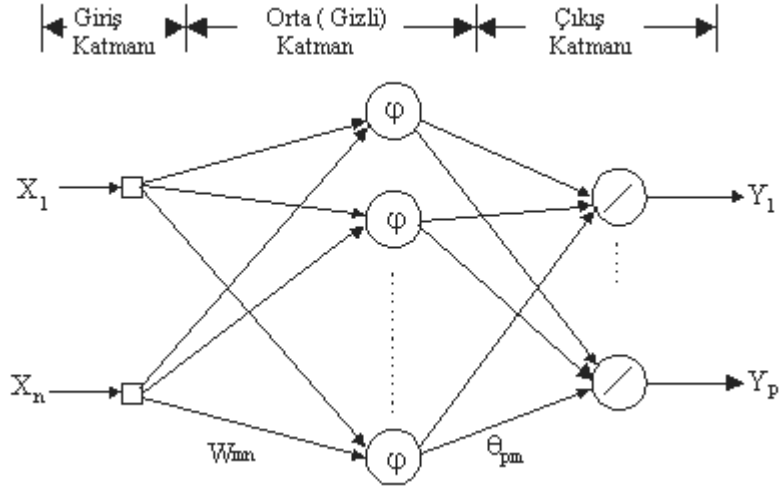
Hız: Bilgi işleme hızı bilgisayar teknolojisinde önemli bir yer teşkil eder. Sistemlerin her geçen gün biraz daha karmaşık olduğu, dolayısı ile daha fazla hacimde veriyi daha verimli bir şekilde işleme gerekliliği, yeni yazılım/donanım sistemlerinin zorunluluğunu ortaya çıkarmıştır. Diğer yandan insan 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 [41]. 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 (İBYSA)

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



Şekil 3.4 İleri Beslemeli 3 Katmanlı YSA.

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

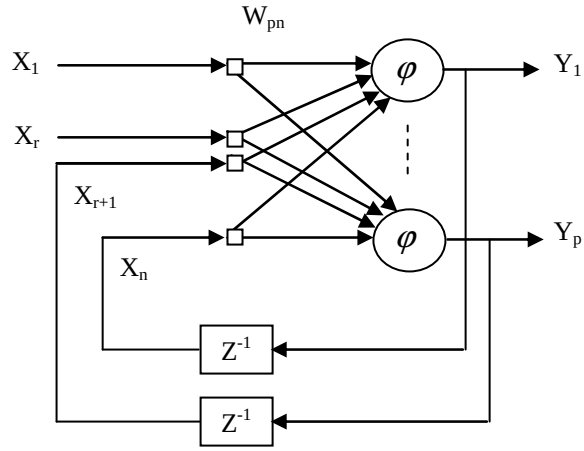
$$\begin{aligned}
 V_i &= \sum_j W_{ji} X_j, \quad O_j = \phi(V_j) \quad i=0,1,2,...m \quad j=0,1,2,...n \\
 Y_l &= \sum_j \theta_{lj} O_j \quad l=1,2,...p
 \end{aligned}
 \tag{3.7}$$

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 (GBYSA)

Geri beslemeli YSA' da, en az bir hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücrelere giriş olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilir. Bu 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. Bu nedenle, bu bölümde bazı geri beslemeli YSA yapılarında örnekler verilecektir.

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



Şekil 3.5 Geri Beslemeli İki Katmanlı YSA.

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

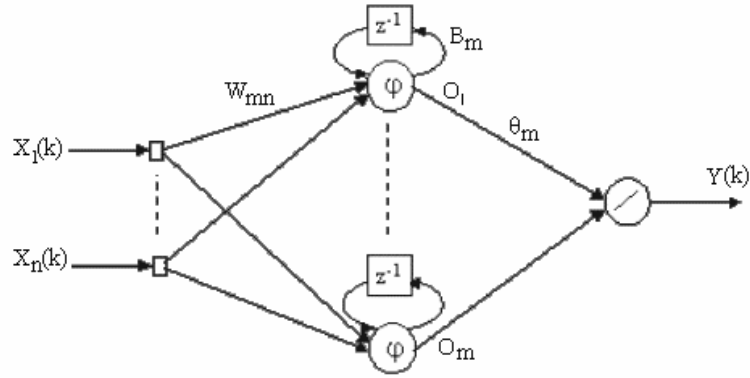
$$X = (X_1, X_2, \dots, X_r, Y_1(-1), Y_2(-1), \dots, Y_p(-1)) \quad (3.8)$$

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

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

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

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



Şekil 3.6 YGKI Yapay Sinir Ağı.

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

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

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

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

3.7 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme ve Öğrenme Algoritmaları

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

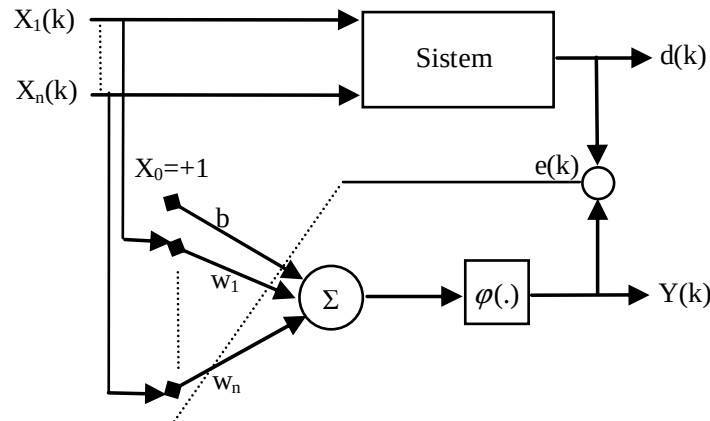
Yapay sinir ağının öğrenme işlemini gerçekleştirebilmesi için, sahip olduğu bütün ağırlıkların, ilgili problemde öğrenilmesi istenen özellikleri genelleştirecek şekilde doğru değerlere sahip olması gerekir. Bu doğruluk ne kadar artarsa ağın öğrenme işlemi o kadar iyi olur. Doğru ağırlık değerleri, bir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

bir kurala göre değiştirilerek doğru ağırlık değerleri bulunmaya çalışılır. Bu işleme ise öğrenme denilir [42].

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

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

Delta Kuralı (Eğim düşme) Öğrenme Algoritması: Eğim düşme (gradient descent) öğrenme algoritması veya “delta kuralı” öğrenme algoritması, sadece türetilebilir fonksiyonlara sahip olan ağlara uygulanabilmektedir. Eğitici bir öğrenme algoritmasıdır. 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.

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

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

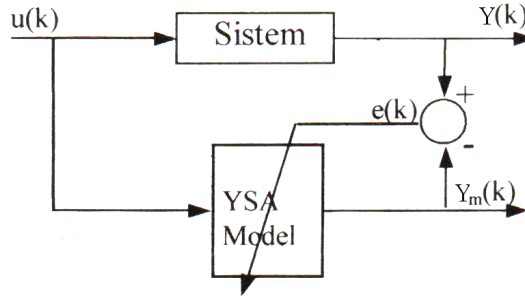
$$Y = \phi(V) = \frac{1}{1 + e^{-V}} \text{ ise } Y' = \phi'(V) = Y \cdot (1 - Y) \quad (3.18)$$

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

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 [43].



Şekil 3.8 Sistem Tanılama

3.8.1 Sistem Tanıma Aşamaları

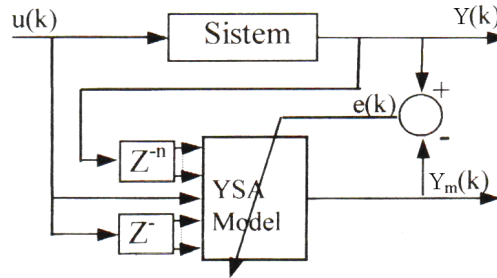
Sistem tanıma aşağıdaki 4 aşamadan oluşur [44, 45].

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

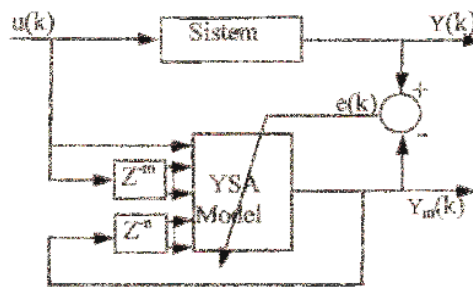
Bir sistemin düz yön dinamiklerini gösterecek şekilde yapay sinir ağı modelin seçilmesi ve eğitilmesi düz modelleme olarak söylenir. Şekil 3.9’de NARX ya da seri- paralel model yapısına göre bir sistemin yapay sinir ağı tam modeli verilmiştir.



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 ağında 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.

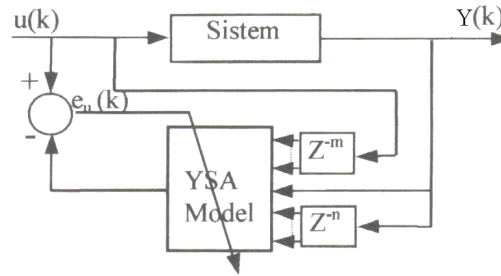


Şekil 3.10 Yapay Sinir Ağı ile Ters Modelleme (NOE Model)

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.

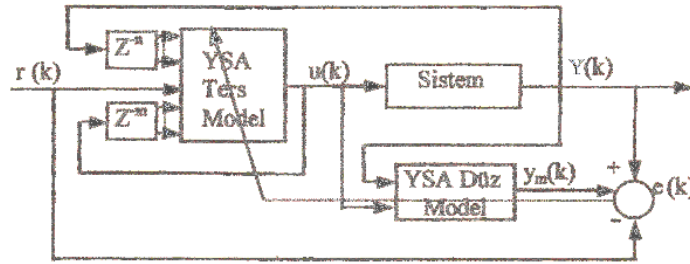
3.8.3 Ters Modelleme

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 [46].

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.

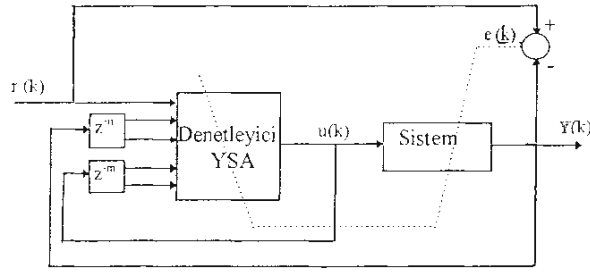
Yapay sinir ağlarının yapısı ve özellikleri nedeniyle doğrusal olmayan sistemlerin uyarlamalı denetimindeki etkinliği, çalışmaların yapay sinir ağları ile denetim alanında yoğunlaşmasına neden olmuştur. Yapay sinir ağlarıyla sistem denetimde, doğrusal sistemlerin denetiminde kullanılan uyarlamalı denetim 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 [47].

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.

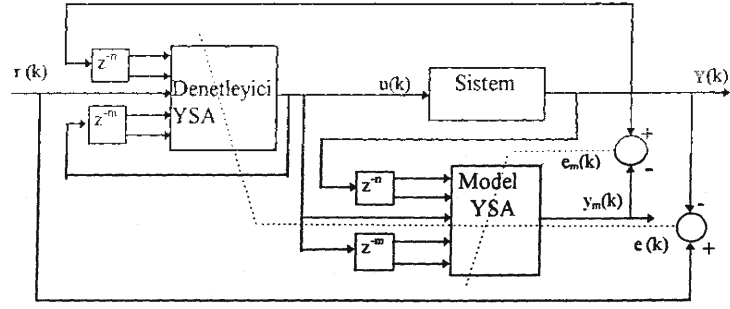


Şekil 3.13 Doğrudan Uyarlamalı Denetim.

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 eğim doğru olarak hesaplamak oldukça zordur. Bu şartlarda bulunan eğim, 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 [47].

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.

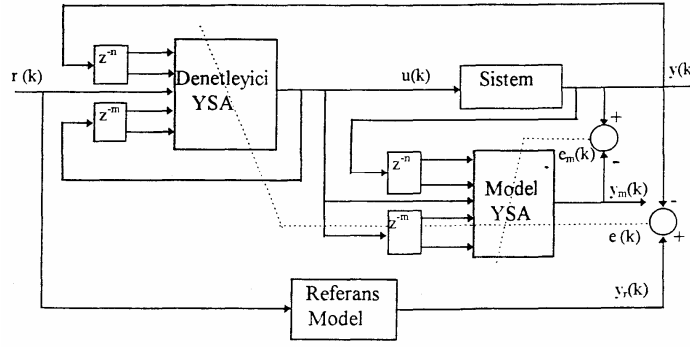
Sistemin ters dinamiklerinin, denetleyici YSA’ da tam doğru olarak tanımlanamadığı durumlarda dolaylı uyarlamalı denetim yapısı tercih edilir. Model YSA, gerçek zaman dışı eğitildikten sonra denetleyici YSA, gerçek zamanda eğitilebilir. Ancak, dinamikleri hızlı değişen sistemler için bozucu girişlere 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 [47].

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 [46].

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

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

3.10 YSA İle Vektör Denetimi Üzerine Yapılan Çalışmalar

Vektör denetimli asenkron motorların akım denetimlerinin, parametre değişimlerine ve doğrusal olmayan yüklere dayanıklı olması arzu edilir. Akım denetimcilerinin yeterli olmaması hız denetim sistemini de olumsuz yönde etkilemektedir. Bu nedenle asenkron motorların vektör denetiminde öğrenmeli ve dayanıklı bir sistem olan yapay sinir ağları (YSA) tercih edilmektedir. YSA ile asenkron motorların vektör denetimi üzerine yapılan çeşitli akademik çalışmalar bulunmaktadır.

YSA, asenkron makinenin tanınması ve denetiminde kullanılmıştır. Tanılama için kullanılan YSA' ya α - β akımları öğretilmiştir. Daha sonra bu YSA akım denetimci ile yer değiştirerek akım denetim olarak kullanılmıştır [17].

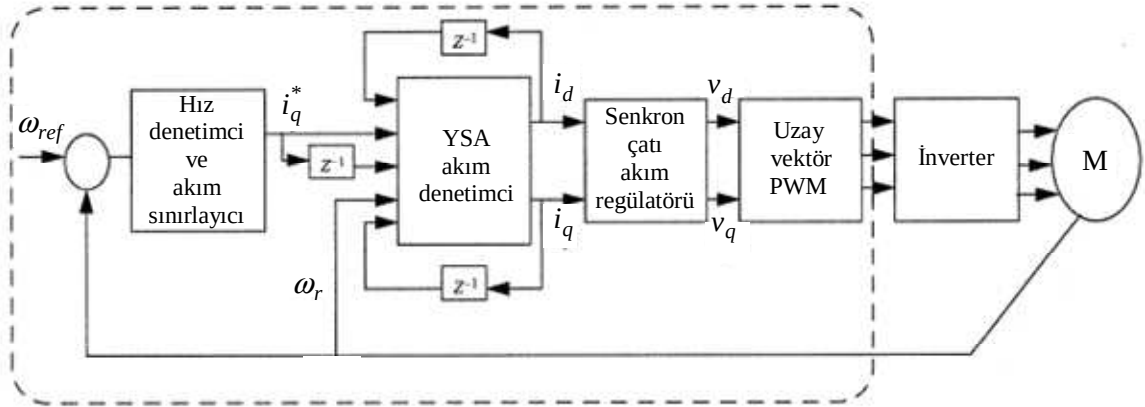
Motor akımları ve gerilimleri YSA' ya giriş olarak kullanılmış ve motorun tork ve hızı modellenmiştir. Daha sonra bu YSA algılayıcısız hız denetiminde, hız ve tork tahminci olarak kullanılmıştır [18].

PI hız denetimli asenkron motorda hız denetimi YSA ile modellenmiş daha sonra PI hız denetimcinin yerine YSA bağlanmıştır [19].

Asenkron motorun d-q referans çatısında rotor akıları ve rotor zaman sabiti geri beslemeli YSA' ya öğretilmiştir. YSA' ya giriş olarak i_d , i_q akımları verilmiştir [20].

YSA, vektör denetimli asenkron motorda akım deneticisi olarak kullanılmıştır. YSA'ya motor akımları ile referans akımlar arasındaki hata sinyali kullanılarak motorun α - β akımları gerçek zamanlı olarak öğretilmiş ve motor akımları YSA ile denetlenmiştir [21].

YSA, akım deneticisi olarak vektör denetimli asenkron makinede kullanılmıştır. Geleneksel PI denetimli asenkron makineden veriler elde edilerek deneticisi YSA eğitilmiştir. YSA çıkışlarının geri beslemeleri, motor hızı, referans i_q^* akımı ve i_q^* akımının gecikmiş, YSA'ya giriş olarak verilmiştir. YSA çıkışları senkron çatıda referans akımlar (i_d^* , i_q^*) olarak akım regülatörüne uygulanmıştır [22].



Şekil 3.16 Hız Denetim Sürücü Sistemindeki YSA Denetim Bloğu

Gerçek zamanlı eğitilen geri beslemeli YSA'lardan biri asenkron motorda yük ve parametre tanılamak için kullanılırken diğeri hız deneticisi olarak kullanılmıştır [23].

4. ASENKRON MOTORUN YSA İLE VEKTÖR DENETİMİ

Geleneksel denetim yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilen denetim yapılarında, kullanılacak olan denetiminin seçimi, seçilen denetiminin parametrelerinin belirlenmesi ve sisteme bağlanması denetim açısından önemli sorunlardır. Denetimci parametreleri, sistem parametrelerine göre seçildiğinden sistemdeki modelleme hataları, sistemdeki dinamik parametrelerin değişimi ve bazı dış etkenlerden dolayı sistem kararlılığı istenilen ölçüde sağlanamaz. Yapay sinir ağları, matematiksel denklem kurma zorunluluğu olmamasından ve öğrenme, genelleme yeteneklerinin bulunmasından dolayı denetim alanında çok geniş olarak kullanılmaya başlanmıştır.

Sistemlerin modellenmesi ve denetiminde, ileri ve geri beslemeli çok katmanlı yapay sinir ağları yoğun ilgi görmüş ve bu ağların eğitimi için statik ve dinamik geriye yayılım öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. İleri beslemeli yapay sinir ağları doğrusal olmayan bir dinamik işlevi gerçekleştirir ve dinamik geriye yayılım öğrenme algoritmaları ile eğitilirler. Dinamik geriye yayılım algoritmalarının, ardışıl ve zamanda geriye yayılım uygulamalarının yanı sıra toplu ve örneksel öğrenme çeşitleri de denetim sistemlerine uygulanmaktadır. Örnekse öğrenme algoritmasında her örnek teker teker işlenerek ağırlık değerleri her bir örnekte ayarlandığından gerçek zamanlı öğrenme, toplu öğrenmede ise ağırlıklar belirli bir iterasyon sonunda ayarlandığından gerçek zamanlı olmayan öğrenme olarak adlandırılırlar.

Yapay sinir ağlarının denetimci olarak kullanımı genel olarak doğrudan denetim ile dolaylı denetim yapılarıyla gerçekleştirilir. Doğrudan denetim yapısında yapay sinir ağı denetlenecek sistemin tersini öğrenecek şekilde eğitilir. Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı sisteme denetimci olarak bağlandığında henüz eğitilmemiştir. Eğitim işlemi sistem çalışırken gerçekleştirilmektedir. Yapay sinir ağı bir yandan denetimci olarak çalışırken bir yandan da eğitime devam edilmektedir. Dolaylı denetim yönteminde ise yapay sinir ağı sistemin hem ters hem düz modelini öğrenecek şekilde eğitilir.

Asenkron motorların denetiminde günümüzde yaygın olarak kullanılan denetim yöntemleri, skaler denetim yöntemi ve vektörel denetim yöntemidir. Skaler denetim yönteminde, motorun değişik hızlarda sabit moment üretmesi sağlanmaya çalışılır. Ancak düşük hızlarda, besleme geriliminin önemli bir kısmı stator direnci üzerinde düştüğünden hava aralığı akısı azalır. Bu nedenle düşük hızlarda ve geçici durumlarda moment kararlılığı elde edilemez. Yüksek başarımlı gerektirmeyen uygulamalarda skaler denetim yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır [2, 3].

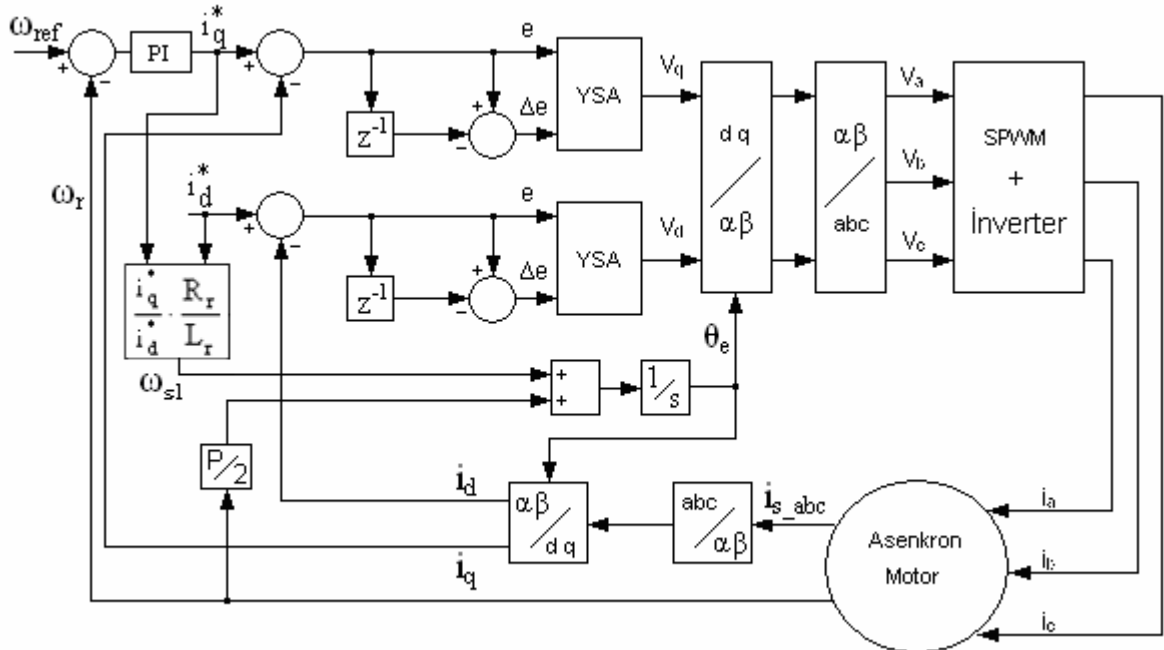
Asenkron motorlarda moment ve akı arasındaki kenetleme etkisi ortadan kaldırılarak, bu motorların yüksek başarılı sürücü sistemlerinde de kullanılabilmesi amacıyla vektör denetim yöntemleri geliştirilmiştir [4, 5]

Vektör denetimli asenkron motorların akım denetimlerinin, parametre değişimlerine ve doğrusal olmayan yüklere dayanıklı olması gerekir. Bu amaçla asenkron motorların vektör denetimi, öğrenmeli bir sistem olan YSA ile gerçekleştirilmiştir.

Bu tezde, hatayı ve hatanın değişimini giriş olarak kullanan ileri beslemeli YSA ve yöresel geri-küresel ileri (YGKİ) beslemeli YSA yapısı ile asenkron motorun vektör denetimi gerçekleştirilmiştir. Bu bölümde asenkron motorun YSA ile vektör denetim yapısı verilmiştir. YSA' nın, Matlab / m-dosya programı ile eğitimi, Matlab / Simulink programı ile benzetimi gerçekleştirilmiştir. YSA' lı vektör denetim yapılarının performansları incelenmiştir.

4.2 Asenkron Motorun YSA ile Vektör Denetimi

Asenkron motorun vektör denetiminde, i_q akımının denetimiyle motor momentinin denetimi ve i_d akımının denetimiyle motor akısının denetimi gerçekleştirilebilir.



Şekil 4.1 Vektör Denetimli Asenkron Motorun YSA ile Akım Denetimi

Şekil 4.1' de asenkron motorun YSA ile gerçekleştirilen vektör denetim şeması gösterilmektedir. Burada hız bilgisinin motordan ölçülebildiği kabul edilip referans hız ω_{ref} ile motor hızı ω_r karşılaştırıldıktan sonra aradaki fark bilgisi hız denetimci aracılığıyla motorun

referans moment bileşeni i_q^* ya dönüştürülmektedir. Akı bileşeni i_d^* referans akımı da sabit bir değer olarak sisteme girilmiştir. Momentin ve akı bileşenlerinin referans değerleri i_q^* ve i_d^* belirlendikten sonra ölçülen motor akımları i_q ve i_d ile karşılaştırılır. Elde edilen akım hataları ve bu hataların değişimleri YSA akım denetimcilerle uygulanır. Şekil 4.1’deki blok diyagramda iki adet YSA kullanılmıştır. Bunlardan birincisi q eksen akımını, diğeri ise d eksen akımını denetlemek için eğitilmiştir. YSA denetimcilerin çıkışlarından ise referans v_q ve v_d gerilim değerleri elde edilir. Bu gerilimler ters Park dönüşümü aracılığıyla referans v_a , v_b ve v_c gerilim değerlerine dönüştürülür. Elde edilen gerilimler bir evirici ile motora uygulanır.

4.2 Asenkron Motorun Ayırık Zaman dq ve $\alpha\beta$ Modelleri

Bölüm 2’de verilen asenkron motor matematiksel modelindeki denklem takımı, Matlab m-dosya programında 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 momentı,

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

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,

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

motorun elektriksel konumu,

$$\theta_e(k) = \theta_e(k-1) + \omega_e(k)T \quad (4.14)$$

şeklinde elde edilir.

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

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

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

Yukarıdaki 4.7-8-9 ve 10. denklemlerde belirtilen K değişkeni:

$$K = L_s L_r - L_m L_m \text{ 'dır.} \quad (4.17)$$

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

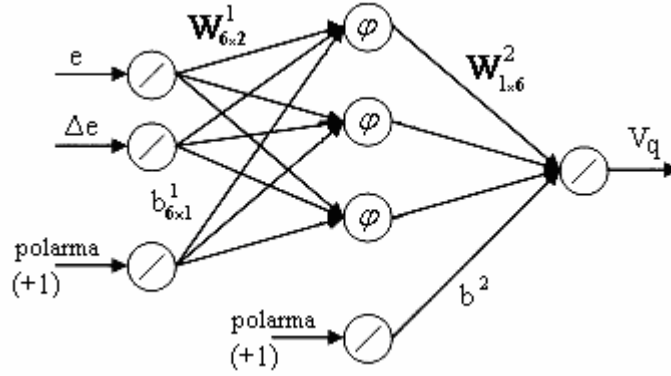
4.3 Asenkron Motorun Vektör Denetiminde Kullanılan YSA Yapıları

Bu çalışmada, asenkron motorun vektör denetimini gerçekleştirmek için doğrudan uyarlamalı YSA denetim yöntemi kullanılmıştır. Vektör denetiminde ileri beslemeli katmanlı YSA yapısı ve yöresel geri-küresel ileri beslemeli YSA yapısı kullanılmıştır.

YSA ile bir sistemin denetimi gerçekleştirilirken genellikle giriş olarak sistemin dinamik değişkenleri seçilir. Bu çalışmada kullanılan ileri beslemeli YSA akım denetimcinin giriş değişkenleri akım hataları ve bu hataların değişimi şeklindeyken, yöresel geri-küresel ileri beslemeli YSA akım denetimcinin girişleri akım ve hız hatası olarak belirlenmiştir. Bu sayede YSA' nın giriş değişkeni sayısı azaltılmış ve denetimci daha basit bir hale getirilmiştir.

4.3.1 İleri Beslemeli YSA Yapısı

Şekil 4.2' de gösterilen ileri beslemeli YSA yapısında katmanlardaki sinirler arasında bir katmandan önceki katmana doğru bir bağlantı yoktur. Şekil 4.2 ' deki ileri beslemeli YSA i_q akımını denetlemek için kullanılmıştır. i_d akımını denetlemek için kullanılan YSA yapısı Şekil 4.2' deki yapı ile aynıdır. Giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşan ileri beslemeli YSA yapısında gizli katman aktivasyon fonksiyonu sigmoid, çıkış katmanı aktivasyon fonksiyonu doğrusaldır. Şekil 4.2' deki YSA' nın gizli katmanında 6 adet hücre kullanılmıştır.



Şekil 4.2 İleri Beslemeli YSA Yapısı

Şekil 4.2’ deki ileri beslemeli YSA yapısında hata (e), hatadaki değişim (Δe) ve polarma YSA girişleri, W^1 ve B^1 gizli katman ağırlıkları, V net girişler, ϕ sigmoid fonksiyonu, O gizli katman hücre çıkışları, W^2 ve B^2 çıkış katmanı ağırlıkları ve v_q YSA çıkışını temsil etmektedir.

$$V = \sum W^1 X \quad (4.18)$$

$$o = \phi(V) \quad (4.19)$$

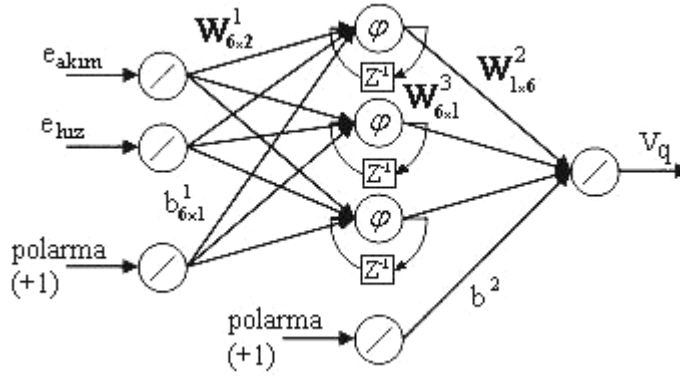
$$\phi(V) = \frac{1 - e^{-V}}{1 + e^{-V}} \quad (4.20)$$

$$Y = \sum W^2 O \quad (4.21)$$

4.3.2 YGKİ Beslemeli YSA Yapısı

YGKİ beslemeli YSA yapısında gizli katman hücrelerinde öz geri besleme bulunmaktadır. Bu çalışmada kullanılan YGKİ beslemeli YSA yapısı Şekil 4.3’ de gösterilmektedir.

Şekil 4.3’ deki YGKİ beslemeli YSA yapısı da üç katmandan meydana gelmektedir. Yine gizli katman aktivasyon fonksiyonu sigmoid, çıkış katmanı aktivasyon fonksiyonu doğrusaldır. Şekil 4.3’ deki YSA’ nın gizli katmanında 6 hücre kullanılmıştır. Bu YGKİ beslemeli YSA i_d akımını denetlemek için kullanılmıştır. i_d akımını denetlemek için kullanılan YSA’ nın Şekil 4.3’ deki yapı ile arasındaki tek fark gizli katman hücre sayısının 4 olmasıdır.



Şekil 4.3 YGKİ Beslemeli YSA Yapısı

Bu çalışmada kullanılan YGKİ YSA yapısının matematiksel denklemlerinde yer alan değişkenler; Şekil 4.3' de görüldüğü gibi hata (e), hatadaki değişim (Δe) ve polarma YSA girişleri, W^1 ve B^1 gizli katman ağırlıkları, V net girişler, ϕ sigmoid fonksiyonu, O gizli katman hücre çıkışları, W^3 öz geri besleme ağırlıkları, W^2 ve B^2 çıkış katmanı ağırlıkları, v_q ise YSA çıkışıdır.

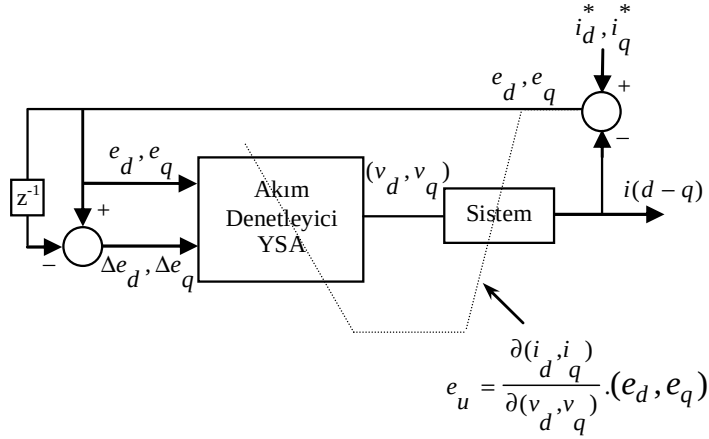
$$V_j(k) = \sum_{i=0} W_{ji} \cdot X_i(k) + B_j \cdot O_j(k-1) \quad (4.22)$$

$$O_j(k) = \phi(V_j(k)) \quad (4.23)$$

$$Y(k) = \sum \theta_j \cdot O_j(k) \quad (4.24)$$

4.4 YSA' nın Eğitimi

Sistemlerin YSA ile denetiminde kullanılan yöntemlerden biri de doğrudan uyarlamalı denetimdir. Doğrudan uyarlamalı denetimde temel amaç, sistemin doğru bir ters modelinin belirlenmesidir. Bu nedenle, sistemin ters modeli denetleyici olarak kullanılır. Denetleyici yapay sinir ağı, referans girişten yararlanarak sistem girişini belirlemelidir. Yapay sinir ağı modeli, sistemin tersini tam olarak temsil edebilirse sistemin çıkışı, referans girişe eşit olacaktır. Şekil 4.4' de doğrudan uyarlamalı denetim yapısı görülmektedir.

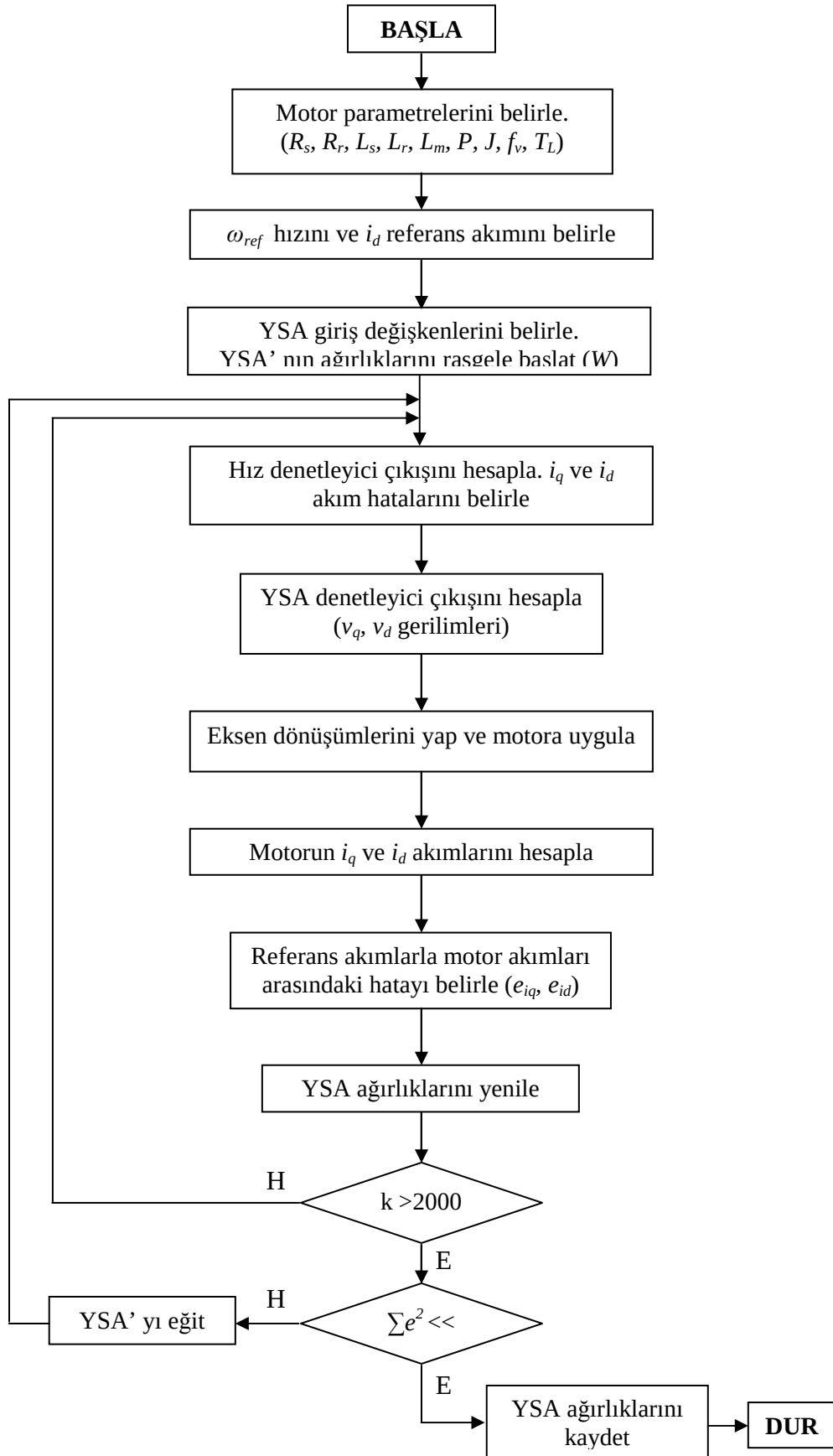


Şekil 4.4 Doğrudan Uyarlamalı Denetim Yapısı

Şekil 4.4’ de gösterilen YSA eğitiminde kullanılan hatanın gerçek değerinin yerine bölüm 2’ de anlatıldığı gibi işaretinin kullanılması yeterlidir. Ters modeli öğrenen yapay sinir ağı sisteme denetleyici olarak bağlanır. Bu yöntemde YSA’ ya giriş olarak sistemin dinamikleri verilir. Bu da sistemin derecesinin bilinmesini ve dinamiklerinin ölçülebilir olmasını gerektirir. YSA’ nın girişleri sistem dinamiklerinden oluştuğu için giriş hücresi sayısı dinamiklere ve sistem derecesine bağımlı hale gelir. Bu çalışmada kullanılan ileri beslemeli YSA’ nın girişleri akım hatası ve hatadaki değişim miktarıyken YGKİ beslemeli YSA’ nın girişleri ise akım hatası ve hız hatasıdır. YSA girişlerinin az ve sistem dinamiklerinden bağımsız olması denetiminin karmaşıklığını azaltmıştır. YSA’ nın giriş sayısı düşülürüp, daha basit bir yapıya indirgenmiş ve sistem dinamiklerini kullanarak yapılacak bir denetimci ile aynı denetim performansını üretmesi sağlanmıştır.

YSA’ nın eğitimi Matlab / m-dosya programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Matlab programında YSA eğitiminin gerçekleştirilmesi için motorun duran çatı ve senkron çatı fark denklemleri elde edilmiştir. Eğitim Matlab / m-dosya’ da yazılan programla geriye yayılım algoritması kullanılarak örneksel öğrenme yöntemi ile gerçekleştirilmiştir. Programın akış diyagramı Şekil 4.5’ de gösterilmektedir. Hata istenen değere düştüğünde program durdurularak ağırlıklar kaydedilmiştir.

YSA ağırlıklarına uygulanacak değişim miktarları her örnekleme periyodunda hesaplanır. Referans ile motor akımları her örnek için karşılaştırıldığından denetimci ani değişimlere dayanıklı olur. Burada kullandığımız yöntemde YSA, bir yandan eğitilip bir yandan da sistem çıkışını denetlemektedir. Bazı durumlarda YSA sistem davranışını öğrenmiş gibi görünür fakat motordan gelen örnekleri ezberlemektedir. YSA’ nın sistem davranışını öğrenip öğrenmediğini ancak, eğitim sırasında kullandığımız referanstan farklı bir referans giriş uygulayıp bulduğumuz ağırlıklarla YSA’ yı çalıştırarak test edebiliriz. Test sinyalleri zaten YSA’ nın sistem davranışını ne kadar öğrendiğini açıkça ifade eder.



Şekil 4.5 YSA' nın Eğitim Algoritması

Şekil 4.4' de ifade edilen doğrudan denetim yöntemine göre YSA' nın eğitimi, referansla sistemin çıkışı arasındaki hata (e) yerine, sistem üzerinden yansıtılan hata (e_u) ile gerçekleştirilir. Bu çalışmada kullanılan yapıda senkron referans çatı motor gerilimleri (v_d, v_q) sistem girişi olurken motorun senkron referans çatı akımları (i_d, i_q) sistem çıkışıdır.

YSA' nın eğitimini gerçekleştirirken, geriye yayılım öğrenme algoritması kullanılarak belirlenen performans kriterinin ilgili ağırlığa göre türevinden, o ağırlığa uygulanacak değişim miktarı bulunmuştur. Buna göre sistemin hatası $e(k)$, sistem üzerinden yansıtılarak tüm ağırlıklara etki ettirilir. Motorun akım hatasından elde edilen performans kriteri ile ağırlıkların değişim miktarı ileri beslemeli YSA için;

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

denkleminde hesaplanabilir. Örnekse öğrenme için performans kriteri;

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

Sistem hatası;

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

YSA' nın çıkışı ve ara denklemleri;

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

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

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

$$y = \sum W^2 O \quad (4.31)$$

Denklem (4.25)' deki türev ifadesi aşağıdaki gibi düzenlenirse;

$$\frac{\partial E}{\partial W^2} = \frac{\partial E}{\partial e} \cdot \frac{\partial e}{\partial i_q} \cdot \frac{\partial i_q}{\partial Y} \cdot \frac{\partial Y}{\partial W^2} \quad (4.32)$$

YSA ağırlıklarına uygulanacak değişim miktarı bulunur.

Performans kriteri ile YSA ağırlıkları doğrudan birbirine bağımlı olmadıkları için Denklem (4.32)' de sırayla kısmi türev alınmıştır. Performans kriteri sistem hatasına, sistem hatası referans akımla motor akımına, motorun akımı YSA çıkışına, YSA çıkışı da çıkış katmanındaki ağırlığa bağlıdır. Bu durumda, kısmi türevler sırasıyla hesaplanırsa;

$$\frac{\partial E}{\partial W^2} = e \cdot (-1) \cdot \frac{\partial i_q}{\partial Y} \cdot O \quad (4.33)$$

elde edilir. YSA' nın eğitiminde sistemin çıkışı ile girişi arasındaki türevin değerinin yerine işareti kullanılmıştır. Buna göre,

$$\frac{\partial i_q}{\partial w_i} = \frac{\text{sign}(i_q(k) - i_q(k-1))}{\text{sign}(Y(k) - Y(k-1))} \quad (4.34)$$

bağıntısıyla sistemin çıkışı ile girişi arasındaki türevin işareti hesaplanır.

Saklı katman ağırlıklarının değişim miktarı da çıkış katmanındaki gibi hesaplanır. Sistem hatası, sistemin çıkışından ilgili ağırlığa doğru yansıtılarak bulunur.

$$\frac{\partial E}{\partial W^1} = \frac{\partial E}{\partial e} \cdot \frac{\partial e}{\partial i_q} \cdot \frac{\partial i_q}{\partial Y} \cdot \frac{\partial Y}{\partial O} \cdot \frac{\partial O}{\partial V} \cdot \frac{\partial V}{\partial W^1} \quad (4.35)$$

Denklem (4.34)' deki gibi bu türev ifadesi de açılırsa, ağırlıklara uygulanacak değişim miktarı;

$$\frac{\partial E}{\partial W^1} = e \cdot (-1) \cdot \frac{\text{sign}(i_q(k) - i_q(k-1))}{\text{sign}(Y(k) - Y(k-1))} \cdot W^2 \cdot (1 - O)(1 + O) \cdot X \quad (4.36)$$

olarak bulunur.

YGKİ beslemeli YSA yapısında, ileri beslemeli YSA' ya ilave olarak gizli katman hücrelerinde öz geri besleme bulunmaktadır (Şekil 4.3). Bu özel durumun haricinde hücrelerin bağlantı yapısı ileri beslemeli YSA gibidir (Şekil 4.2). YGKİ beslemeli YSA' nın sahip olduğu bu öz geri besleme, ağıdaki gizli katman hücrelerine bir giriş değişkeni daha ekler. Bu girişlerin ağırlığı da W^3 olarak isimlendirilmiştir (Şekil 4.3). W^3 ağırlığındaki değer sayısı, gizli katmandaki hücre sayısı kadardır ($W_{6 \times 1}^3$). W^3 ağırlığı, tıpkı polarma ağırlıkları gibi sadece ilgili hücreye etki eder ve diğer hücre girişlerine uygulanmaz. W^3 öz geri besleme ağırlığına uygulanacak değişim miktarı,

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

$$\frac{\partial E}{\partial W^3} = \frac{\partial E}{\partial e} \cdot \frac{\partial e}{\partial i_q} \cdot \frac{\partial i_q}{\partial Y} \cdot \frac{\partial Y}{\partial O} \cdot \frac{\partial O}{\partial V} \cdot \frac{\partial V}{\partial W^3} \quad (4.38)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^3} = e \cdot (-1) \cdot \frac{\text{sign}(i_q(k) - i_q(k-1))}{\text{sign}(Y(k) - Y(k-1))} \cdot W^2 \cdot [(1-O)(1+O)] \cdot O(k-1) \quad (4.39)$$

denklemleri ile hesaplanır.

YSA ağırlıklarına uygulanacak değişim miktarı hesaplandıktan sonra, ağırlıkların değişim miktarına ilave edilen öğrenme oranının (α) yanında bir başka değişken de momentum katsayısıdır. Öğrenme oranı küçük bir değer seçilirse öğrenme olayı yavaş olur. Büyük seçilirse de ağırlık değişimlerinde salınım ve kararsızlık ortaya çıkacaktır. Momentum katsayısı (β), YSA' nın eğitimi sırasında “k” anındaki ağırlıkların değişim miktarını “k-1” anındaki değişim miktarı ile ilişkilendirir. Böylece YSA' nın öğrenme sırasında kararsızlığa düşmesi engellenir ve ağı eğitimi hızlanır.

YSA ağırlıklarının yeni değerleri, değişim miktarları ile öğrenme oranı ve momentum katsayısı ilişkilendirilerek aşağıdaki gibi hesaplanır.

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

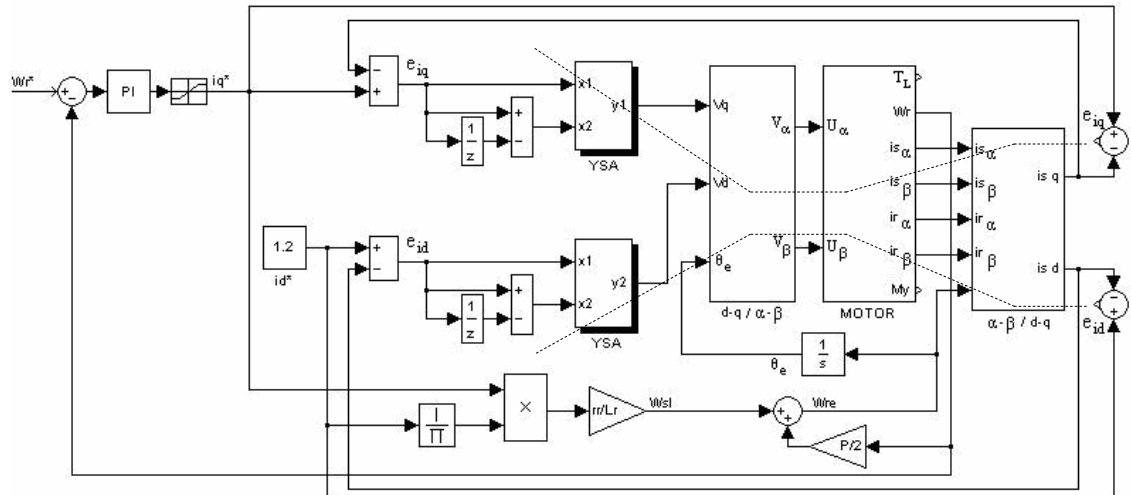
$$W^2(k+1) = W^2(k) - (\alpha \cdot \Delta W^2(k) + \beta \cdot \Delta W^2(k-1)) \quad (4.41)$$

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

Matlab / m-dosya programında gerçekleştirilen YSA eğitimi için kullanılan asenkron motorun parametreleri; $R_s=8.5 \Omega$, $R_r=4.59 \Omega$, $L_s=0.5999H$, $L_r=0.5999H$, $L_m=0.5787H$, $P=2$, $J=0.0019 \text{ kgm}^2$, $f_v=0.0005 \text{ Nmsn}$ olarak tanımlanmıştır. YSA' nın eğitimi sinüzoidal referans sinyali ile $100 \mu\text{sn}$ örnekleme periyodunda gerçekleştirilmiştir.

4.5 Eğitilmiş YSA ile Asenkron Motorun Vektör Denetiminin Matlab / Simulink Programında Gerçeklenmesi

Matlab / m-dosya programında eğitilen YSA ile asenkron motorun vektör denetim benzetimi, Matlab / Simulink’ de gerçekleştirilmiştir. YSA hiç eğitilmeden sisteme denetimsi olarak bağlanmıştır. YSA’ nın eğitimi sistem çalışırken gerçekleştirilmektedir. Yani YSA bir yandan denetimsi olarak çalışırken diğer yandan eğitime devam edilmektedir. Bunun sağlanması için sistemin çıkışı ile YSA çıkışı arasında bir bağlantı kurulması gerekir. Şekil 4.6’ da gösterildiği gibi YSA’ nın eğitiminde, sistem çıkışından elde edilen hata sinyalinin sistem üzerinden YSA çıkışına gelmesi sağlanır. Sistemin çıkışından girişine hesaplanan ifadenin işaretinin bilinmesi bile yeterli olacaktır. YSA’ nın eğitiminde kullanılan motor benzetimi (Şekil 4.6)’ da ki gibidir.



Şekil 4.6 Vektör Denetim Şeması ve YSA' nın Sistem Üzerinden Eğitimi

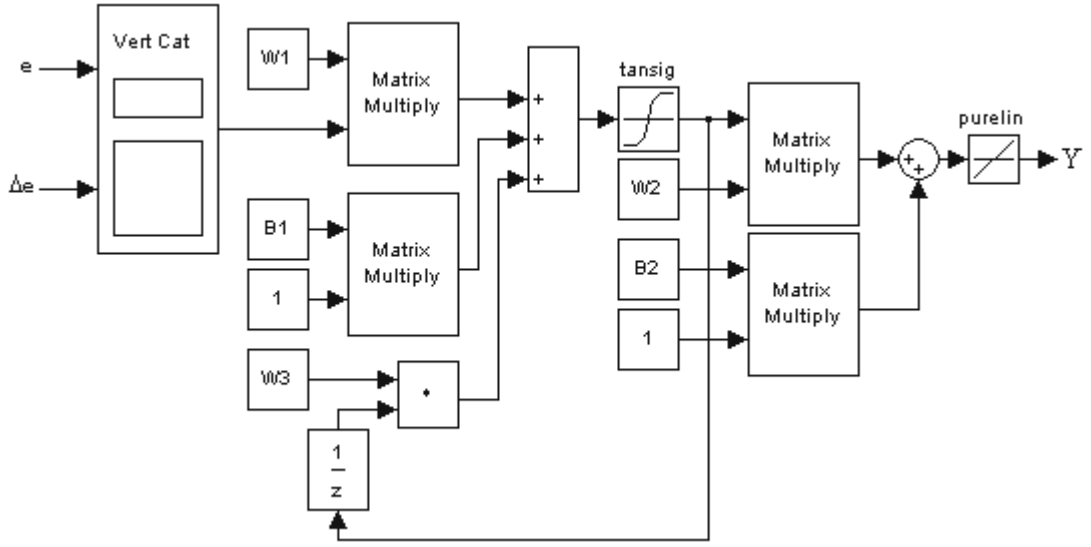
Benzetimde, hız denetimi PI denetimci ile yapılmıştır. Akım denetimcilere ise giriş olarak akım hataları ve bu hatalardaki değişimler verilmiştir. Eğitilmiş YSA' lar bu benzetimde test edilmiştir.

[illegible]

Benzetimde gösterildiği gibi hız denetimci olarak kullanılan yapı PI denetleyicidir. YSA akım denetimciler için belirlenen girişler akım hataları ve hatalardaki değişimlerdir.

Şekilden, gizli katman aktivasyon fonksiyonunun tansig (tanjant sigmoid), çıkış katmanı aktivasyon fonksiyonunun da purelin (doğrusal) olduğu görülmektedir. W1, W2, B1 ve B2 YSA ağırlıklarıdır. “Y” ile temsil edilen kısım ise YSA çıkışıdır.

56



Şekil 4.9 Matlab / Simulink Programında Gerçekleştirilen YGKİ Beslemeli YSA Yapısı

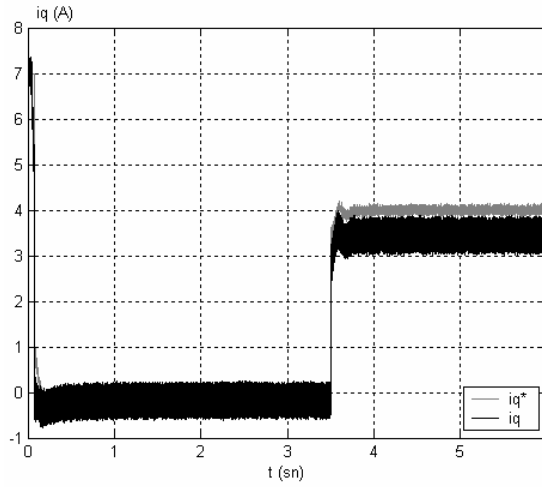
Şekil 4.8' den farklı olarak gizli katman aktivasyon fonksiyonu tansig' den sonra öz geri besleme değerleri $W3$ ağırlıklarıyla çarpılarak gizli katman hücre girişlerine uygulanmaktadır.

5. BENZETİM SONUÇLARI

Matlab / Simulink programında YSA ile vektör denetim benzetimi, ileri beslemeli ve YGKİ beslemeli YSA yapıları için gerçekleştirilmiştir. Benzetimde YSA' nın farklı yük ve parametre değişimlerine karşı performansı test edilmiştir. Benzetimde kullanılan motorun parametreleri: $R_s=8.5\ \Omega$, $R_r=4.59\ \Omega$, $L_s=0.5999H$, $L_r=0.5999H$, $L_m=0.5787H$, $P=2$, $J=0.0019\ \text{kgm}^2$, $f_v=0.0005\ \text{Nmsn}$ olarak tanımlanmıştır. YSA ile vektör denetim benzetimi için seçilen örnekleme periyodu $50\ \mu\text{sn}$ ' dir.

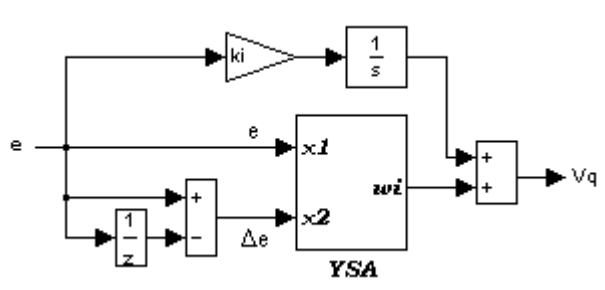
YSA, Matlab / m-dosya programında eğitilmiştir. Eğitilen YSA' lar Matlab / Simulink programında test edilmiştir. Daha sonra Şekil 4.7' de gösterilen vektör denetim benzetimi ile değişik referans hızlarla, motorun yük ve parametre değişimlerine karşı YSA başarımı test edilmiştir. Bu bölümde verilen sonuçlar benzetimden elde edilen test sonuçlarıdır.

Benzetimde, referans akım sinyalleri ile motorun akım sinyalleri arasında bir sürekli durum hatası olduğu belirlenmiştir. Bu durum Şekil 5.1' de gösterilmektedir.



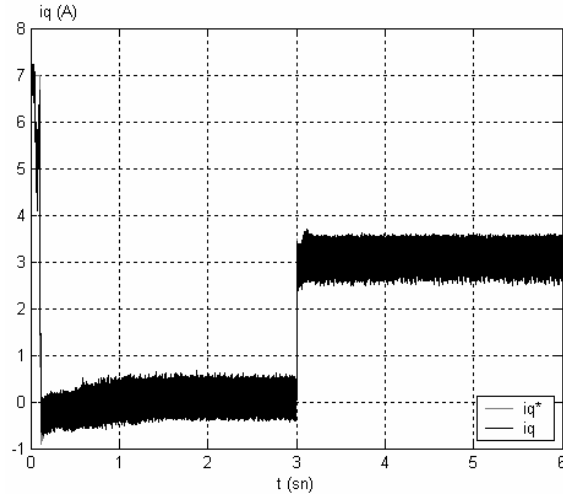
Şekil 5.1 Referans i_q^* Akımı ile Motorun i_q Akımı Arasındaki Sürekli Durum Hatası

Şekil 5.1' daki i_q akımı, $200\ \text{rad/sn}$ ' lik referans hız için elde edilmiştir. Motora $t=3,5\ \text{sn}$ ' de yük ($T_L=3\ \text{Nm}$) uygulanmıştır. Bu sürekli rejim hatasının Şekil 5.2' de gösterildiği gibi YSA' nın girişi ile çıkışı arasına paralel bir integral denetimci bağlanarak giderilmesi amaçlanmıştır.



Şekil 5.2 YSA Denetimciye Paralel Bağlı İntegral Denetimci Yapısı

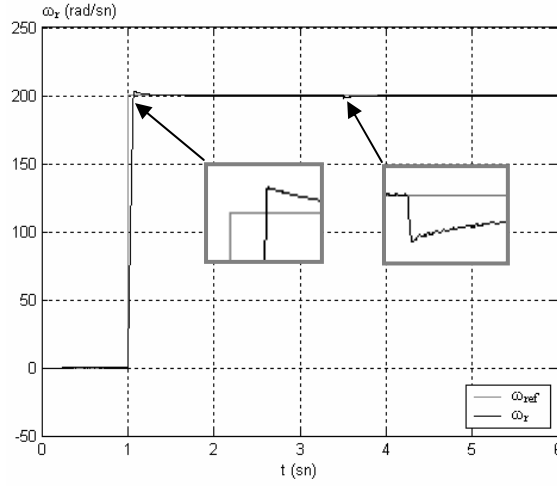
Burada “ki” integral sabitidir. İntegral sabiti sürekli durum hatasını giderecek şekilde seçilmiştir. YSA denetimciye paralel bir integral denetimci bağlandıktan sonra sürekli durum hatası giderilmiştir.



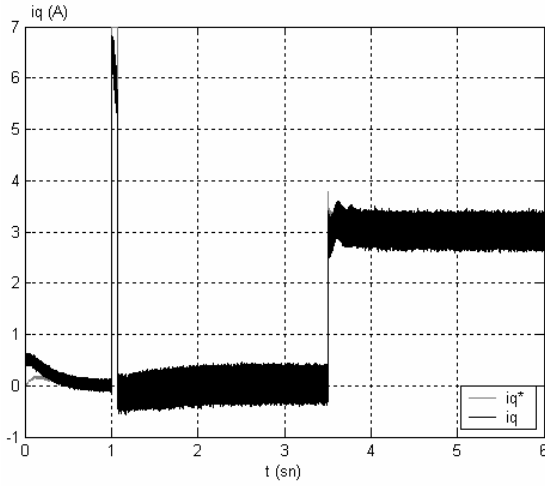
Şekil 5.3 i_q Akımı ile i_q^* Akımı Arasındaki Sürekli Durum Hatasının Giderilmesi

Bu bölümde verilen benzetim sonuçlarında, YSA akım denetimciye paralel bir integral denetimci bağlanarak sürekli durum giderilmiştir.

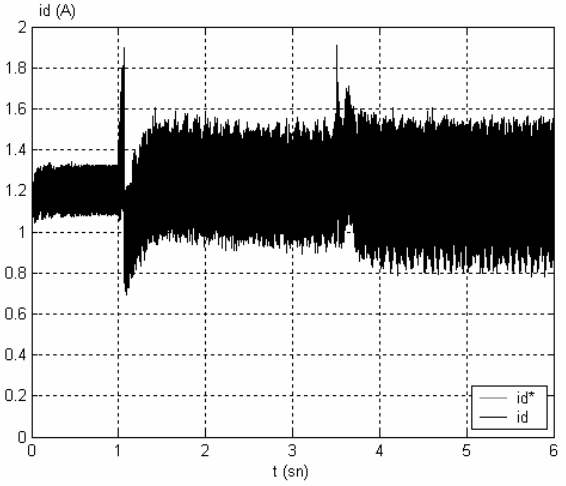
İleri beslemeli YSA' nın akım denetleyici olarak kullanılması durumunda Şekil 5.4' de motora $t=3,5$ sn' de ani yük uygulandığında ($T_L=3$ Nm), motor hızı, i_d ve i_q akımlarının referans değerleri izleme başarımı verilmiştir. Motora $t=1$ sn' de 200 rad/sn referans hız uygulanmıştır. Bu sonuçlardan da görüldüğü YSA ile motora ani yük uygulandığında motor akımları referans akımların ani değişimini takip edebilmektedir.



(a)



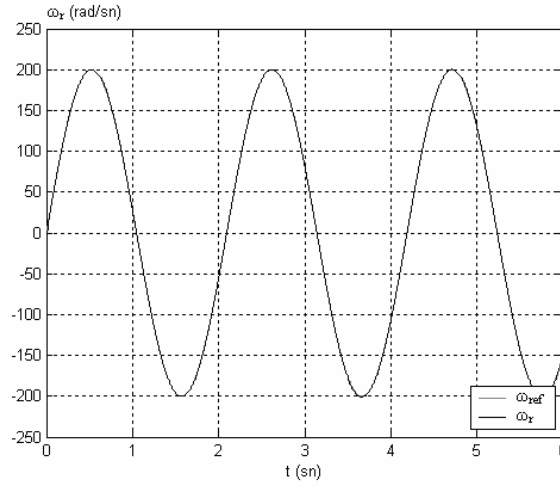
(b)



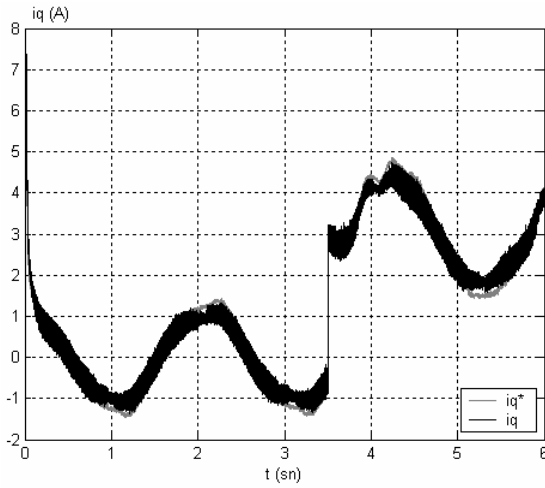
(c)

Şekil 5.4 Motorun 200 rad/sn' lik basamak hızı ani yük uygulanması durumunda ileri beslemeli YSA ile izleme başarımı. **(a)** Referans hız ve motor hızının değişimi **(b)** i_q^* ve i_q akımlarının değişimi **(c)** i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

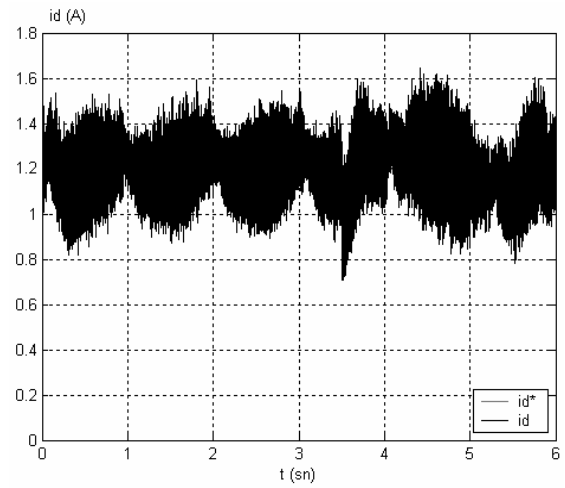
İleri beslemeli YSA akım denetleyici ile denetlenen motora Şekil 5.5’ de, sinüsoidal referans hız verilerek motorun referans akımları ve referans hızı takip etme başarımı ifade edilmektedir. Motora $t=3,5$ sn’ de ani yük ($T_L=3$ Nm) uygulanmaktadır. Referans hız ile motor hızı arasında kalıcı durum hatası yoktur. Şekil 5.5 (b)’ de ise akımların tepe değerlerinde motor akımının referans akımı takip ettiği görülmektedir.



(a)



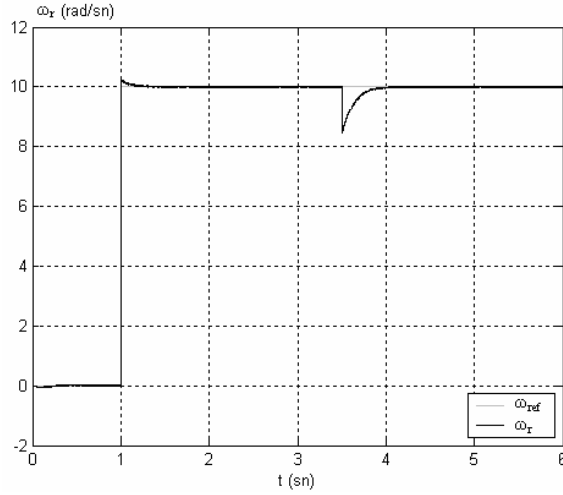
(b)



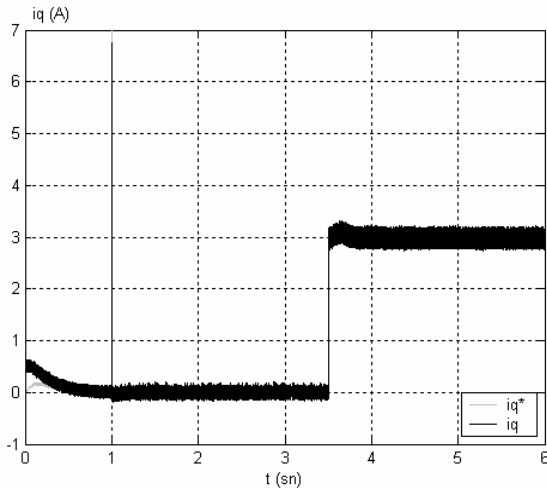
(c)

Şekil 5.5 Sinüsoidal referans hız uygulanan motordan elde edilen sonuçlar. **(a)** Referans hız ve motor hızının değişimi **(b)** i_q^* ve i_q akımlarının değişimi **(c)** i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

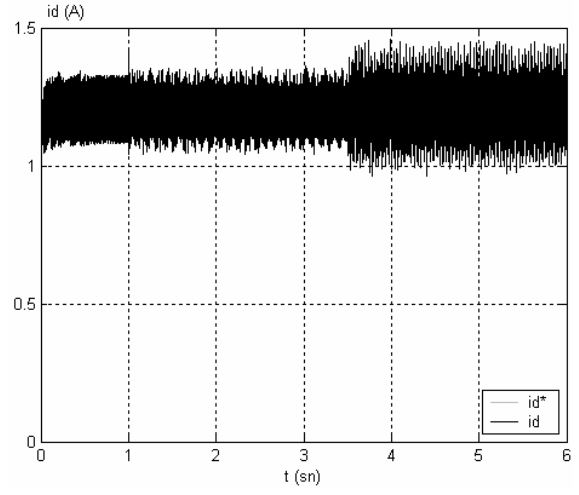
Şekil 5.6’ da motora düşük bir referans hız uygulanması durumunda ileri beslemeli YSA akım denetimci ile motorun referans akımları izleme başarımı verilmiştir. Şekil 5.6 (a)’ da görüldüğü gibi, motora $t=1$ sn’ de 10 rad/sn’ lik sabit bir referans hız uygulanmıştır. Motora $t=3,5$ sn’ de ani yük uygulanmıştır ($T_L=3$ Nm). Motor akımlarının düşük referans hızlarda referans akımları takip etme başarımı iyidir.



(a)



(b)



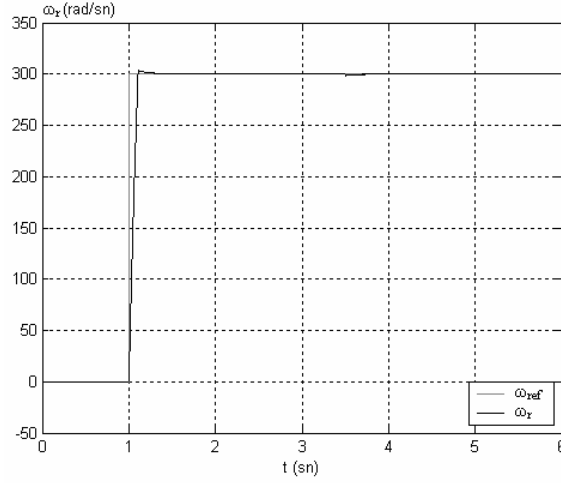
(c)

Şekil 5.6 Motora uygulanan düşük referans hız için ileri beslemeli YSA’ nın başarımı.

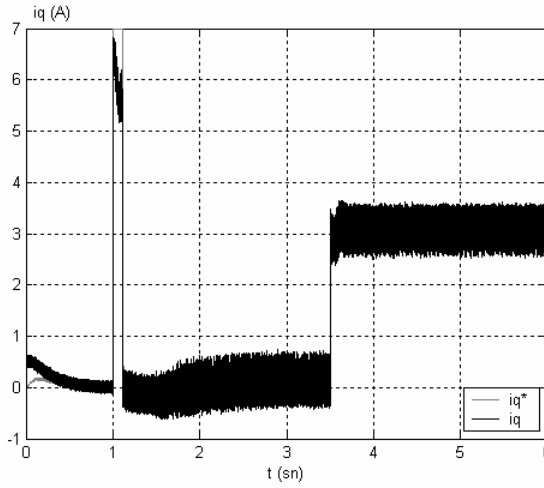
(a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi

(c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

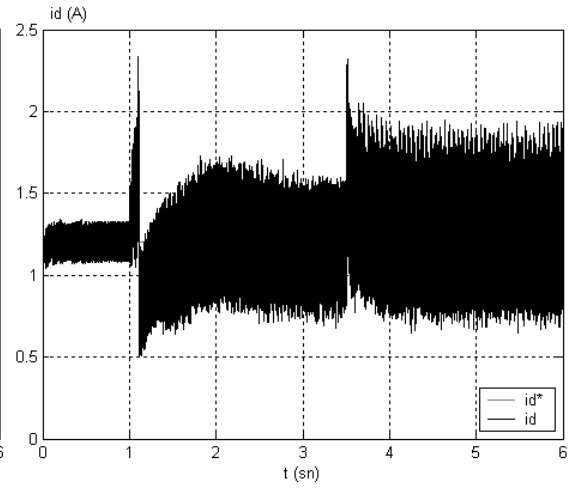
YSA' nın parametre değişikliklerine karşı dayanıklılığını ölçmek amacıyla motor parametrelerinde bazı değişiklikler yapılmıştır. J eylemsizliği 3 katına çıkarıldığında YSA' nın başarımı incelenmiştir. İleri beslemeli YSA ile akım denetimi yapılan motora, $t=1$ sn' de 300 rad/sn' lik referans hız uygulanmıştır. Motora $t=3,5$ sn' de ani yük bindirilmiştir ($T_L=3$ Nm). Elde edilen benzetim sonuçlarına bakıldığında YSA' nın parametre değişikliklerine karşı dayanıklı olduğu görülmektedir.



(a)



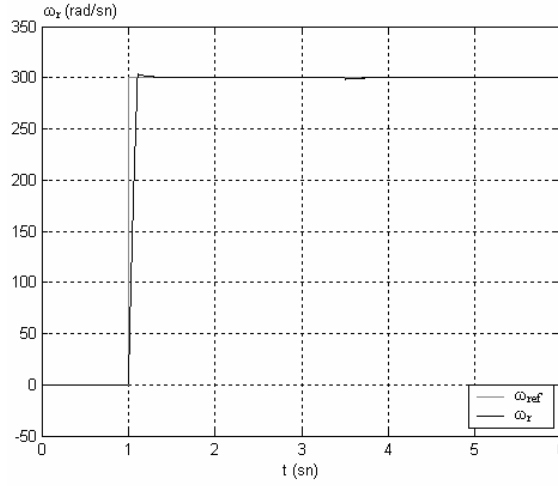
(b)



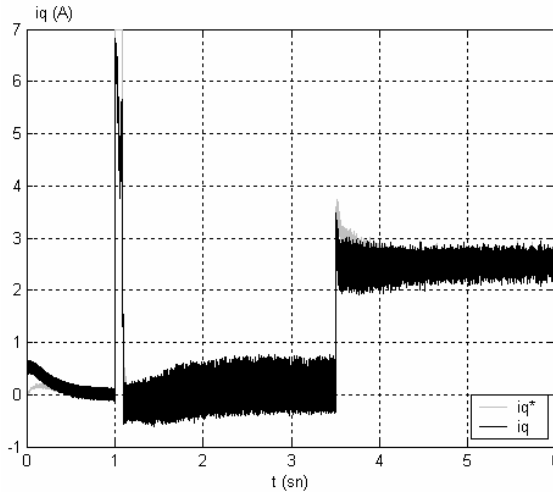
(c)

Şekil 5.7 Eylemsizlik katsayısının 3 katına çıkarılması sonucunda motorun 300 rad/sn' lik basamak hızı izleme başarımı. **(a)** Referans hız ve motor hızının değişimi **(b)** i_q^* ve i_q akımlarının değişimi **(c)** i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

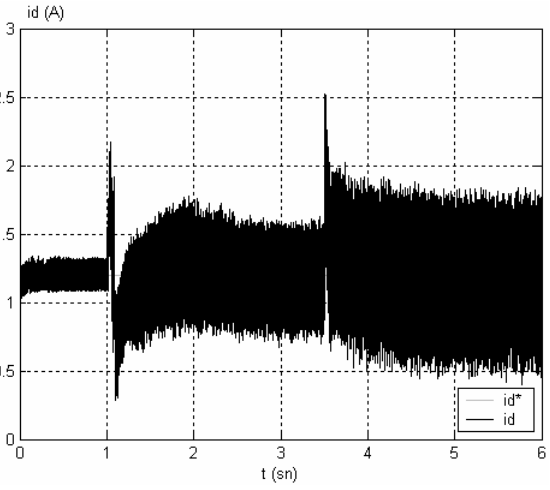
Şekil 5.8’ de, ileri beslemeli YSA ile akım denetimi yapılan motorun rotor direnci %50 artırıldığında motorun dayanıklılığı test edilmiştir. Motora, $t=1$ sn’ de 300 rad/sn’ lik referans hız uygulanmıştır. Ayrıca $t=3,5$ sn’ de ani yük uygulanmıştır ($T_L=3$ Nm). Motorun parametre değişimlerinde ve motora ani yük uygulandığı durumlarda referans hız ve referans akımları izleme başarımı iyidir.



(a)



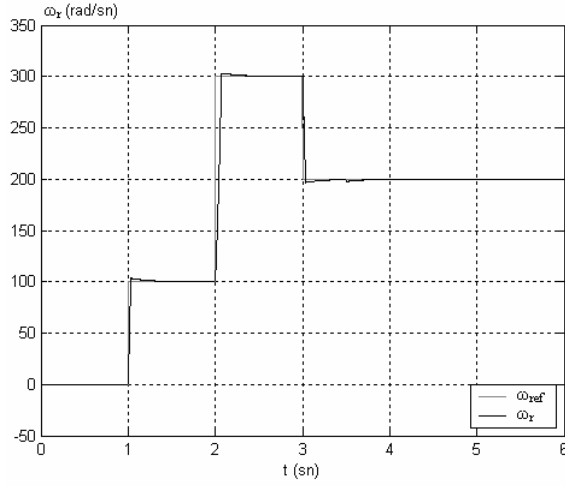
(b)



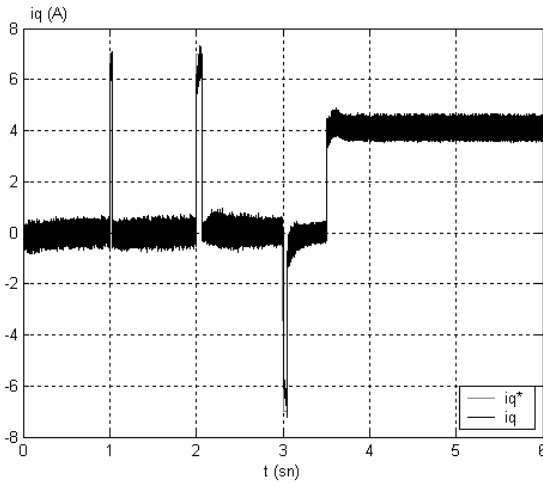
(c)

Şekil 5.8 Rotor direncinin %50 artırılması sonucunda motorun 300 rad/sn’ lik basamak hızı izleme başarımı. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

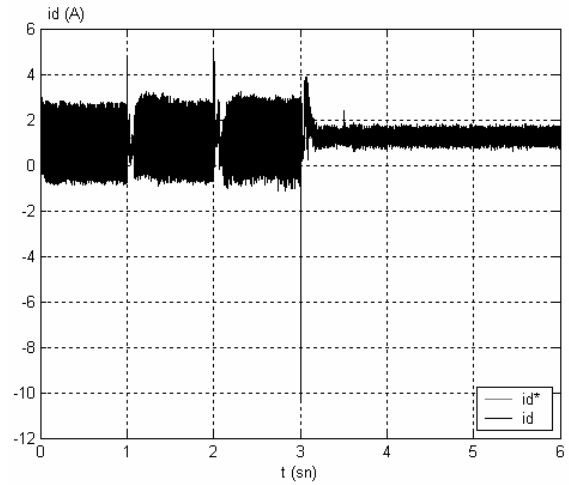
YGKİ beslemeli YSA ile akım denetimi yapılan motora, Şekil 5.9’ da değişik referans hızların uygulanması durumunda motorun referans akımları izleme başarımı verilmiştir. Şekil 5.9 (a)’ da görüldüğü gibi, motora değişik basamak referans hızlar uygulanmıştır. Yüksüz durumdaki motora $t=3,5$ sn’ de ani yük uygulanmıştır ($T_L=4$ Nm). Motorun ani referans hız değişimlerinde akımları takip etme başarımı iyidir.



(a)



(b)



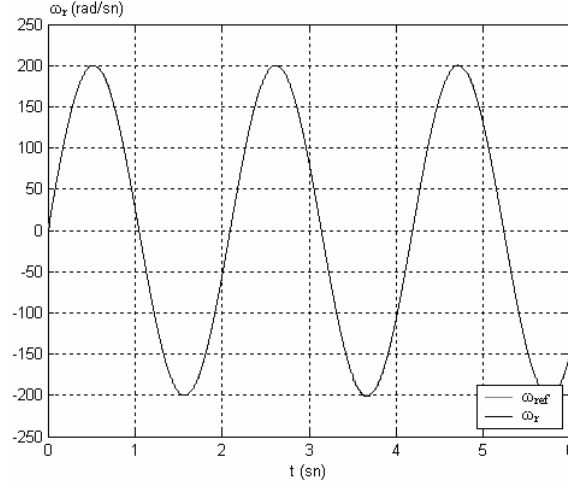
(c)

Şekil 5.9 Motora uygulanan değişik basamak referans hızlar için YGKİ beslemeli YSA’ nın başarımı. **(a)**

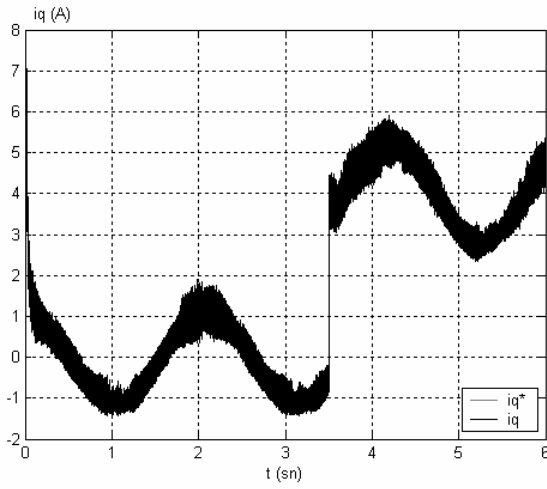
Referans hız ve motor hızının değişimi **(b)** i_q^* ve i_q akımlarının değişimi

(c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

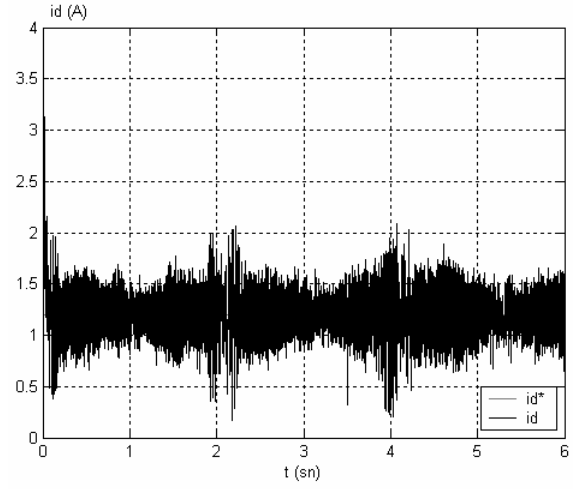
200 rad/sn' lik sinüsoidal referans hız uygulanan motorda YGKİ beslemeli YSA ile gerçekleştirilen akım denetimi sonrasında Şekil 5.10' daki test sonuçları elde edilmiştir. Motora $t=3,5$ sn' de yük uygulanmıştır ($T_L=4$ Nm). YGKİ beslemeli YSA' nın referans akımları izleme başarımı iyidir.



(a)



(b)



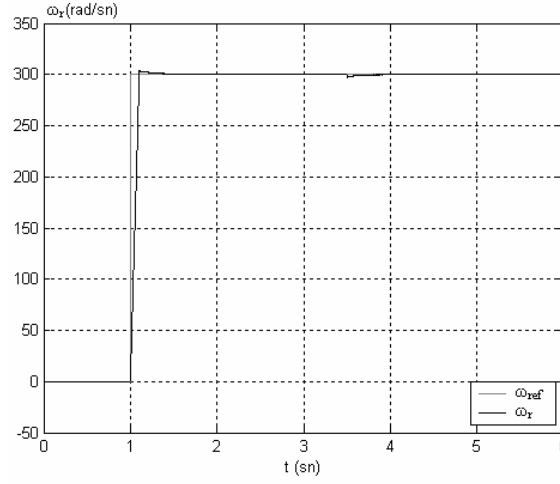
(c)

Şekil 5.10 Sinüsoidal referans hız uygulanan motorda YGKİ beslemeli YSA' nın başarımı.

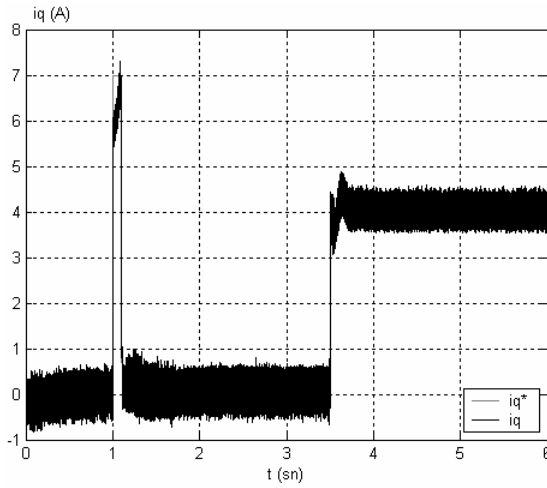
(a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi

(c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

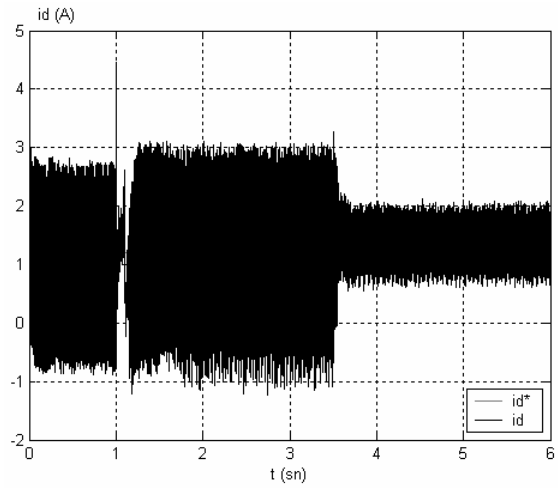
YGKİ beslemeli YSA' nın parametre değişikliklerine karşı dayanıklılığını ölçmek amacıyla motor parametrelerinden J eylemsizlik katsayısı 3 katına çıkarıldığında YSA' nın başarımı incelenmiştir. YGKİ beslemeli YSA ile akım denetimi yapılan motora, $t=1$ sn' de 300 rad/sn' lik referans hız uygulanmıştır. Motora $t=3,5$ sn' de ani yük bindirilmiştir ($T_L=4$ Nm). Elde edilen benzetim sonuçlarına bakıldığında YGKİ beslemeli YSA' nın parametre değişimlerine karşı i_q^* referans akımının takibinde başarımı iyidir.



(a)



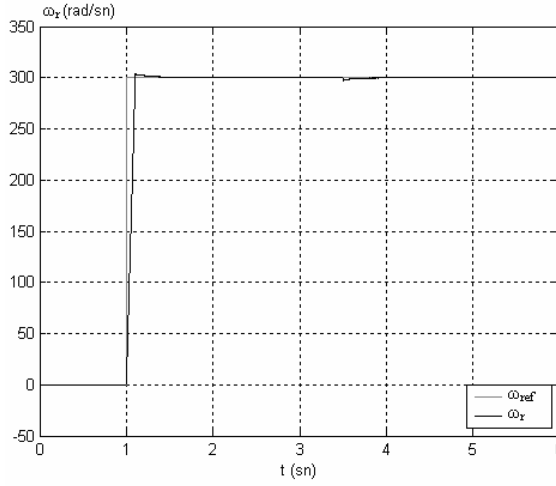
(b)



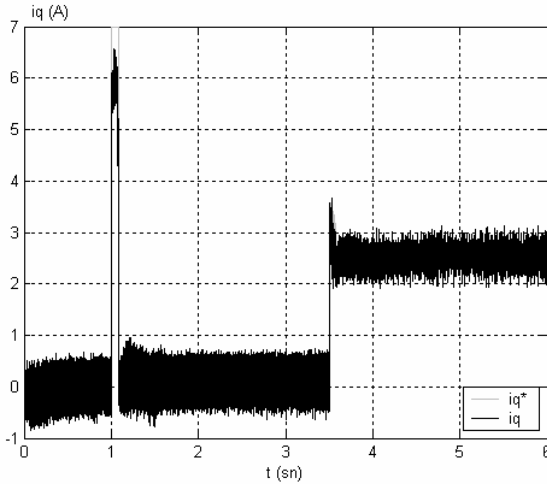
(c)

Şekil 5.11 Eylemsizlik katsayısı 3 katına çıkarıldığında motorun 300 rad/sn' lik basamak hızı izleme başarımı (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

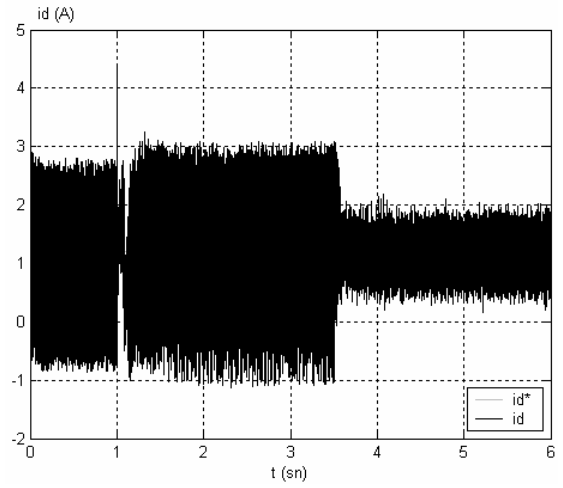
Şekil 5.12’ de, YGKİ beslemeli YSA ile akım denetimi yapılan motorun rotor direnci 1,5 katına çıkarıldığında motorun dayanıklılığı test edilmiştir. Motora, $t=1$ sn’ de 300 rad/sn’ lik referans hız uygulanmıştır. Ayrıca $t=3,5$ sn’ de ani yük uygulanmıştır ($T_L=3$ Nm). Motorun parametre değişimlerinde ve motora ani yük uygulandığı durumlarda referans hız ve referans akımları izleme başarımı test edilmiştir.



(a)



(b)



(c)

Şekil 5.12 Rotor direncinin 1,5 katına çıkarılması sonucunda motorun 300 rad/sn’ lik basamak hızı izleme başarımı. (a) Referans hız ve motor hızının değişimi (b) i_q^* ve i_q akımlarının değişimi (c) i_d^* ve i_d akımlarının değişimi

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada, asenkron motorun vektör denetimi ileri beslemeli ve YGKİ beslemeli yapay sinir ağları ile gerçekleştirilmiştir. İleri beslemeli yapay sinir ağının girişleri akım hatası ve hatadaki değişim, YGKİ beslemeli yapay sinir ağının girişleri de akım hataları ve hız hatası olacak şekilde seçilmiştir. Yapay sinir ağlarının giriş sayıları azaltılmış böylelikle daha basit bir ağ yapısıyla asenkron motorun vektör denetimi sağlanmıştır. Asenkron motorun vektör denetiminde kullanılan YSA' nın eğitimi Matlab / m-dosya programında, vektör denetiminin benzetimi de Matlab / Simulink programında gerçekleştirilmiştir. İleri ve YGKİ beslemeli yapay sinir ağları doğrudan uyarlamalı denetim yapısı kullanılarak geriye yayılım algoritması ile örneksel olarak eğitilmiştir. Öğrenme oranı ve momentum katsayısının en uygun değerleri bulunarak YSA' nın eğitimi gerçekleştirilmiştir. YSA' nda kullanılan orta katman hücre sayıları ve aktivasyon fonksiyonları asenkron motorun yapısı dikkate alınarak belirlenmiştir. YSA' nın eğitimi sonucunda vektör denetim için en uygun ağırlıklar bulunmuştur. Bulunan ağırlıklar ile vektör denetim benzetimi çalıştırılmıştır. Motora, değişik referans girişler uygulanarak YSA' nın başarımı incelenmiştir. Yük ve parametre değişimlerine karşı YSA' nın, asenkron motorun vektör denetimindeki performansının iyi olduğu tespit edilmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] Sarıoğlu, M.K., Gökaşan, M. ve Boğosyan, S., 2003, Asenkron Makinalar ve Kontrolü, Birsen Yayınevi, İstanbul.
- [2] Sen, P.C., 1990, Electric Motor Drives and Control Past Present, and Future, IEEE Trans. on Ind. Elect., 37, 6, 477-482.
- [3] Bose, K. B., 2002, Modern Power Electronics and AC Drivers, Prentice Hall, New Jersey
- [4] Ong, C.M., 1998, Dynamic Simulation of Electric Machinery, Prentice Hall Ptr., New Jersey
- [5] Boldea, I. And Nasar, S., 1992, Vector Control of AC Drives CIC Pres, New York.
- [6] Ho, Y. E. and Sen, P. C., 1998, Decoupling Control of Induction Motor Driver, IEEE Trans. on Ind. Electronics, 35, 2, 253-262.
- [7] Santisteban, J. A. and Spephan R. M., 2001, Vector Control Methods for Induction Machines: An Overview, IEEE Trans. on Education, 44, 2, 170-175.
- [8] Harnefors, L., 2001, Design and Analysis of General Rotor Flux Oriented Vector Control Systems, IEEE Trans. Id. Electron., 48, 383-390,
- [9] Lai, Y.S., 2003, Machine Modeling and Universal Controller for Vector Controlled Induction Motor Driver, IEEE Trans. on Energy Conversion, 18, 1, 23-32.
- [10] Can, 11., 2003, Asenkron Motorların Düşük Hızlarda Duyargasız Vektör Kontrolü, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [11] 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.
- [12] M. Brown and C. Harris, 1994, “Neuro Fuzzy Adaptive Modelling and Control”, Prentice Hall Pub. U.K.
- [13] C. Chee, and K. Y. Lee, “ Diagonal recurrent neural Networks for dynamic systems control”, IEEE on neural Networks, 6, 144-156, 1995,
- [14] Arias, A., Romeral, L. and Joyne, M.G., 2000, Fuzzy Logic Direct Torque Control, Proc, IEEE Int. Symp. Ind. E 253-258,
- [15] Haykin, S., 1994, Neural Networks, A Comprehensive Foundation, Macmillan Coli. Pubi., New York.
- [16] Narendra, K.S. and Mukhopadhyay, S., 1997, Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models, IEEE Trans. on Neural Networks, 8, 3, 478-485.

- [17] Zergaoui, A., Bennis, A., Identification And Control of an Asynchronous Machine Using Neural Networks, Electronics, Circuits and Systems, 1999. Proceedings of ICECS '99. The 6th IEEE International Conference on vol.2, Page(s):1043 - 1046
- [18] Heredia, J.R., Perez Hidalgo, F., Duran Paz, J.L., Control of Induction Motors By Artificial Neural Networks, Industrial Electronics, 1999. ISIE '99. Proceedings of the IEEE International Symposium on vol.2 , Page(s):792 - 794
- [19] Miloudi, A., Miloud, Y., Draou, A., A neural network based speed control design strategy of an indirect vector controlled induction machine drive, Power Tech Conference Proceedings, 2003 IEEE Bologna, Vol.2, Page(s):4 pp.
- [20] Von Zuben, F.J., Netto, M.L.A., Bim, E., Szajner, J., Adaptive vector control of a three-phase induction motor using neural networks, Neural Networks, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., 1994 IEEE International Conference on vol.6 , Page(s):3750 - 3755
- [21] Burton, B., Kamran, F., Harley, R.G., Habetler, T.G., Brooke, M.A., Poddar, R., Identification and control of induction motor stator currents using fast on-line random training of a neural network, Industry Applications, 1997 IEEE Transactions on Vol.33, Page(s):697-704
- [22] Mohamadian, M., Nowicki, E., Ashrafzadeh, F., Chu, A., Sachdeva, R., Evanik, E., A novel neural network controller and its efficient DSP implementation for vector-controlled induction motor drives, Industry Applications, IEEE Transactions on Vol. 39, Issue 6, Nov.-Dec. 2003 Page(s):1622 - 1629
- [23] Won Seok Oh, Bose, B.K., Kyu Min Cho, Hee Jun Kim, Self tuning neural network controller for induction motor drives, IECON 02 [Industrial Electronics Society, IEEE 2002 28th Annual Conference of the], Volume 1, 5-8 Nov. 2002 Page(s):152 - 156
- [24] Saçkan, A. H. (1994), Asenkron Motorlar, Birsen Yayınevi, Bölüm 1, 2, 5, 6, 7 ve 8.
- [25] Nasar, S.A. (1987), Handbook of Electric Machines, Substitutes New York: McGraw Hill, Bölüm 3 ve 4.
- [26] Gülez K., 1999, Asenkron Motorların DSP (Sayısal İşaret İşleyici) Tabanlı Bir Kontrol Sistemi Kullanarak YSA (Yapay Sinir Ağları) ile Performansının Artırılması, Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi.
- [27] Texas Instruments yayını, (1998), Field Orientated Control of 3-Phase AC-Motors, Literature Number: BPRA073.
- [28] Di Gabriele, R., Parasiliti, F. Ve Tursini, T. (1997), “ Digital Field Oriented Control for Induction Motors: Implementation and Experimental Results ”, Universities Power Engineering Conference (UPEC'97).

- [29] Zhang, L., Wathanasam, C. Ve Hardan, F. (1994) “ An Efficient Microprocessor-Based Pulse With Modulator Using Space Vector Modulation Strategy “, IEEE.
- [30] Dandil B., 2004, “Sinirsel Bulanık Denetleyicilerle Asenkron Motorun Dayanıklı Hız Denetimi” , Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [31] Altun, H., Sünter, S., 2003, Matrix Converter Induction Motor Driver: Modeling, Simulation and Control, Electrical Engineering, Springer Verlag, Vol.86, pp:25-33.
- [32] Sangwongwanich, S. 1993. Generalized Controllers for Induction Motor Drive Systems. PCC-Yokohama'93, ISBN: 0-7803-0471-3, pp. 450-455, Yokohama, Japan.
- [33] Doki, S., Takahashi K., Okuma, S., 1997. Slip-Frequency Type and Flux-Feedback Type Vector Controls In Discrete-Time System. IEEE Trans. on Ind. Elec., Vol.40, No.3, pp.382-389.
- [34] Şahin, C., 1997. Asenkron Motorlar için Algılayıcısız Akı Gözlemleyicisi ve Kontrolü. Doktora Tezi, İTÜ kütüphanesi, İstanbul.
- [35] In-Hwan Oh, Gun-Woo Moon, Sungkwun Kim, Myung-Joong Youn, A novel predictive current control of induction motor using resonant DC link inverter, Industrial Electronics, Control, and Instrumentation, 1996, Proceedings of the 1996 IEEE IECON 22nd International Conference on Volume 2, 5-10 Aug. 1996 Page(s): 1106-1111.
- [36] Dell'Aquila, A., Liserre, M., Zanchetta, P., Cecati, C., Rotondale, N., An overview on nonoptimal, optimal, preoptimized and fuzzy current controlled PWM techniques, Industrial Electronics, 1999. ISIE '99. Proceedings of the IEEE International Symposium on Volume 3, 12-16 July 1999 Page(s):1322 – 1327.
- [37] Sheng-Ming Yang, Member, IEEE, and Chen-Haur Lee, A Deadbeat Current Controller for Field Oriented Induction Motor Drives, IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 17, no. 5, September, 2002.
- [38] Harvey, R. L., 1994, Neural Network Principles. Prentice-Hall, Inc. New Jersey.
- [39] Özmetel E., 1996, Bilgisayarda öğrenme ve yapay nöral ağları. Otomasyon. Mart, sayı 45, s. 134-140.
- [40] Karlık, B., 1995 Yapay Sinir Ağları. Yüksek lisans ders notları.
- [41] Özmeteler, E., 1989 Yapay Nöral Ağlar. İTÜ Fen Bil. Ens. Yüksek Lisans Tezi.
- [42] Zurada, M. J., 1992 Introduction to Artificial Neural Systems. West Publishing Company, Inc. New York.
- [43] Narendra, K.S. ve Parthasarathy, K. (1990), “ Identification and Control Dynamic Systems Using Neural Networks “, IEEE Trans. Neural Networks, Vol.1, pp.4-27.
- [44] Söderström, T. ve Stoica, P. (1989), System Identification, Prentice Hall.
- [45] Landau, I.D. (1990), System Identification and Control, Prentice Hall.

- [46] BAL, C., (2001) Uyarlamalı YSA ile Düz Modelleme, Yüksek Lisans Semineri, F.Ü. Fen Bil. Ens.
- [47] GÖKBULUT, M., (1998) Fırçasız Doğru Akım Motorlarının YSA ile Uyarlamalı Denetimi, Doktora Tezi, E.Ü.Fen Bil. Ens.

ÖZGEÇMİŞ

Şükrü TAŞKAFA, 1981 yılında Ankara’ da doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimini burada tamamladıktan sonra 1999’ da Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik Öğretmenliği bölümünü kazandı ve 2003 yılında mezun oldu. Aynı yıl Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik-Bilgisayar Eğitimi Bölümünde yüksek lisans öğrenimine başladı. Mart 2004’ te Milli Eğitim Bakanlığı bünyesinde bilgisayar öğretmeni olarak görev yapmaya başladı. Halen Elazığ ilindeki öğretmenlik görevini sürdürmektedir.