

171124

T.C.

GEBZE YÜKSEK TEKNOLOJİ ENSTİTÜSÜ
MÜHENDİSLİK VE FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIKLA
DC LİNEER MOTOR KONTROLÜ

Uğur HASIRCI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

TEZ DANIŞMANI

Yrd. Doç. Dr. Şeref Naci ENGİN

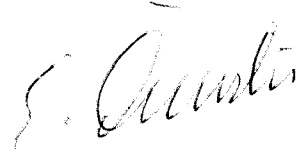
GEBZE

2005

Uğur HASIRCI'nın tez çalışması, G.Y.T.E. Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 20 Haziran 2005 tarih ve 2005/22 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından **Elektronik Mühendisliği** Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

Yrd. Doç. Dr. Vasfi Emre ÖMÜRLÜ



Yrd. Doç. Dr. Şeref Naci Engin
(Tez Danışmanı)



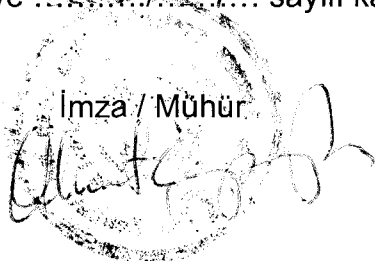
Yrd.Doç.Dr. Abdülkadir BALIKÇI

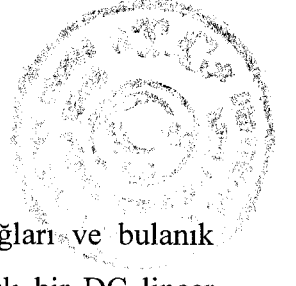


ONAY

G.Y.T.E. Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun
15.08.2005 tarih ve 2005/27 sayılı kararı.

İmza / Mühür

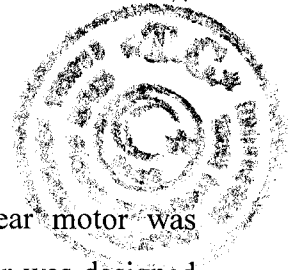




ÖZET

Bu çalışmada, sabit mıknatıslı DC lineer motorun yapay sinir ağı ve bulanık mantıkla kontrolü yapılmıştır. Bu amaçla, armatürü sabit mıknatıslı bir DC lineer motor tasarlanmış ve kontrol sisteminin parametrelerinin gerçek değerleri, tasarlanan bu motordan ölçüm yoluyla elde edilerek, bu gerçek değerlerle bilgisayar ortamında benzetim yapılmıştır. Motorun lineer hızının zamana göre değişimini gösteren grafik yardımıyla, elde edilen sonuçlar klasik kontrolörlerle karşılaştırılmış ve sinirsel bulanık kontrolörün ikinci dereceden sistemlerin performans kriterleri açısından klasik kontrolörlere göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir.





SUMMARY

In this study, neuro-fuzzy control of permanent magnet DC linear motor was realized. For this aim, a permanent magnet armature DC linear motor was designed and real values of control system parameters were got from this motor via measurement. Computer simulation was realized with this real value. Aided the graphic shows the variation of linear speed versus time, the results were compared with classical controllers. It was observed that neuro-fuzzy controller gives better results in comparison with classical controller from the point of view performance criteria of second order system.



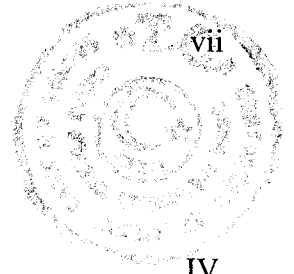
TEŞEKKÜR



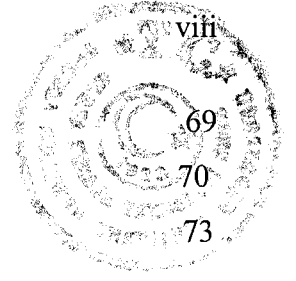
Bu tez çalışmasına danışmanlık yapan değerli hocam Yrd. Doç. Dr. Seref Naei ENGİN'e bana karşı göstermiş olduğu yüksek ilgi ve sabırdan dolayı teşekkür ederim. Yoğun çalışma programına rağmen, lineer motorlarla ilgili uygulama düzeyindeki çok değerli ve spesifik bilgilerini benimle paylaşan, bilgi birikimine ek olarak maddi ve manevi anlamda bu projede emeği bulunan değerli hocam Yrd. Doç. Dr. Recep DEMİRCİ'ye şükran borçluyum. Motor tasarım sürecinde özgün fikirlerini benimle paylaşan Öğr. Gör. Salih TOSUN'a teşekkür ederim. Tasarlanan motorun üretimi sürecinde hiçbir karşılık beklemeden, oldukça yüksek değerlerde masraf yaparak motorun montajını gerçekleştiren, uzun yıllar sonunda edindiği üretim tecrübesini benimle paylaşan döküm ustası Sayın Salih YÖRÜK'e teşekkür ederim. Armatür montajı aşamasında solventlere ilişkin kıymetli bilgilerini benimle paylaşan Yrd. Doç. Dr. Mehmet BUDAKÇI'ya teşekkür ederim. Motorun hız bilgisini ölçmekte kullanılan ve liste fiyatı oldukça pahalı olan lineer direnci bedelsiz olarak hediye eden Opkon firmasının sahibi Sayın Kenan ÖZEREN'e teşekkür ederim. Uzmanlık eğitimi sürecine ilişkin çok kıymetli tecrübelerini benimle paylaşan ve bana yol gösteren değerli hocam Öğr. Gör. Ali ÖZTÜRK'e teşekkür ederim.

Bu projenin her aşamasında yeri bulunan Hanife ÖZKAN'a şerhli teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER



ÖZET	IV
SUMMARY	V
TEŞEKKÜR	VI
İÇİNDEKİLER	VII
SİMGELER VE KISALTMALAR	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ	X
ÇİZELGELER DİZİNİ	XII
1. GİRİŞ	1
2. LİNEER MOTORLAR	3
2.1 Kalıcı Mıknatıslar	5
2.2 Genelleştirilmiş DC Lineer Motor Teorisi	10
2.3 DC Lineer Motor Kontrol Yöntemleri	15
3. DC LİNEER MOTOR TASARIMI	20
3.1 Tasarım Kriterleri	22
3.2 Örnek Tasarım	23
4. BULANIK MANTIK	32
4.1 Giriş	32
4.2 Bulanık Kümeler	33
4.3 Bulanık Kontrol Sistemleri	37
5. YAPAY SİNİR AĞLARI	42
5.1 Yapay Sinir Ağlarının Tanımı	42
5.2 Bir Yapay Sinirin Mimarisi ve Özellikleri	43
5.3 Yapay Sinir Ağlarının Tasarımı	47
5.4 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme	54
6. SİNİRSEL BULANIK MANTIK	58
6.1 Sinirsel Bulanık Mantık Sistemin Yapısı	64



6.2 Bulanık Kuralların Öğretilmesi

6.3 NEFCLASS

6.4 ANFIS

7. DC LINEER MOTORUN SİNİRSEL BULANIK KONTROLÜ	76
7.1 DC Lineer Motorun Adım Girişine Kontrolörsüz Cevabı	76
7.2 DC Lineer Motorun PID Kontrolü	78
7.3 DC Lineer Motorun Sinirsel Bulanık Kontrolü	79

SONUÇ VE ÖNERİLER	86
-------------------	----

KAYNAKLAR

ÖZGEÇMİŞ





SİMGELER VE KISALTMALAR

B_r	Kullanılan mıknatısın katoloğundaki artık mıknatısiyet değeri (Tesla)
B_{mQ}	Çalışma noktasındaki manyetik akı yoğunluğu (Tesla)
B_g	Hava boşluğundaki manyetik akı yoğunluğu (Tesla)
H_c	Kullanılan mıknatısın giderici kuvveti (kA/m)
H_Q	Hava boşluğundaki manyetik alan şiddeti (kA/m)
A_g	Hava boşluğunun kesit alanı (m^2)
A_m	Mıknatısın kesit alanı (m^2)
l_m	Mıknatısın uzunluğu (m^2)
g	Hava boşluğu (m)
μ_0	Boşluğun manyetik geçirgenliği (weber/Am)
F	Armatürde oluşan kuvvet (N)
i	İletkenden geçen akım (A)
l	İletken uzunluğu (m)
B	Manyetik akı yoğunluğu (Tesla)
R	Sargı direnci (ohm)
N	Sipir sayısı (tur)
Φ	Manyetik akı (weber)
Ψ	Nüvedeki toplam manyetik akı (weber $\times$ tur)
R_f	Alan sargılarının direnci (ohm)
R_a	Armatür sargılarının direnci (ohm)
$i_a(t)$	Armatür sargılarından geçen akım (Amper)
$i_f(t)$	Alan sargılarından geçen akım (Amper)
L_f	Alan sargılarının öz indüktansı (Henry)
L_a	Armatür sargılarının öz indüktansı (Henry)
D	Armatür bobininin çapı (m)
$\psi_f(t)$	Alan sargılarının meydana getirdiği toplam manyetik akı (weber)
$\psi_a(t)$	Armatür sargılarının meydana getirdiği toplam manyetik akı (weber)
$F(t)$	Manyetomotor kuvvet
$\Phi(t)$	Çalışma noktasında, akı yoğunluğu ile kutup alanının çarpımı
$\hat{R}$	Relüktans

ŞEKİLLER DİZİNİ

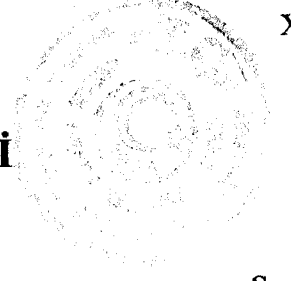


<u>Sekil</u>	<u>Sayfa</u>
2.1 Hareket eden mıknatıslı DC lineer motor	4
2.2 Armatürde oluşan kuvvetler	4
2.3 Yaygın kalıcı mıknatıs malzemelerin manyetik karakteristiği	6
2.4 Çalışma noktasındaki B ve H değerlerinin bulunması	8
2.5 Armatürde oluşan kuvvet	10
2.6 Alan kontrollü DC lineer motorun blok diyagramı	13
2.7 LVDT'nin elektriksel yapısı	14
2.8 Lineer motor kontrol sistemi blok diyagramı	16
3.1 Kuvvetin ölçülmesi için kullanılan düzenek	21
3.2 Tasarlanan motorun armatürü	24
3.3 Taşıyıcı sistemin bileşenleri	26
3.4 Armatür konumu	27
3.5 Tasarlanan motorun genel görünüşü	28
3.6 Kullanılan mıknatısın performansı	29
4.1 Üyelik derecesi fonksiyonu	35
4.2 Bazı üyelik fonksiyonları	35
4.3 Açık çevrim kontrol sistemi blok diyagramı	38
4.4 Kapalı çevrim kontrol sistemi blok diyagramı	38
4.5 Bulanık kontrolörün yapısı	39
5.1 Bir yapay sinir (düğüm)	44
5.2 Farklı etkinlik işlevleri	47
5.3 Dört katmanlı bir yapay sinir ağı	49
5.4 Perceptron örneği	50
5.5 XOR problemi çözüm ağı	51
5.6 XOR problemine çözüm bulan alternatif bir yapay sinir ağı	52
5.7 Öğrenme yöntemlerine göre ağ yapıları	53
5.8 Öğrenme yöntemleri	54
5.9 Danışmanlı öğrenme	56
5.10 Bir yapay sinir (düğüm, işlem elemanı)	57

**Sekil**

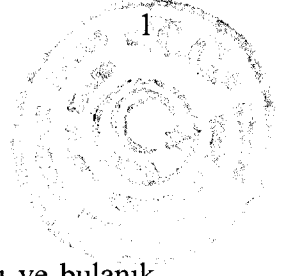
5.11 İkili ve işlevsel bir öğrenme probleminin çözümü	58
5.12 Eşik geriliminin çıkartılması	59
5.13 Danışmansız öğrenme	60
6.1 Sinirsel bulanık mantık sistemin temel yapısı	64
6.2 Sinirsel bulanık mantık sisteminin karmaşık yapısı	64
6.3 ARIC mimarisi	65
6.4 Basit bir sinir ağı	66
6.5 VE sinirsel bulanık mantık ağı	67
6.6 VEYA sinirsel bulanık mantık ağı	68
6.7 NEFCLASS modelin yapısı	71
6.8 ANFIS mimarisi (2 giriş ve 2 kurallı sistem için)	73
7.1 Alan kontrollü DC lineer motorun blok diyagramı	76
7.2 Tasarlanan motorun blok diyagramı	77
7.3 Tasarlanan motorun birim adım girişine kontrolörsüz cevabı	77
7.4 DC lineer motorun PID kontrolör ile kontrolünün blok diyagramı	78
7.5 DC lineer motorun PID kontrolör ile birim adım girişine cevabı	78
7.6 DC lineer motorun sinirsel bulanık kontrolü blok diyagramı	79
7.7 Giriş ve çıkış değişkenleri üyelik fonksiyonları	80
7.8 Hata ve hatanın değişiminin grafiksel gösterimi	81
7.9 NEFCLASS ile elde edilen üyelik fonksiyonları	85
7.10 Sinirsel bulanık kontrolörle birim adım girişi cevabı	86

ÇİZELGELER DİZİNİ



<u>Cizelge</u>	<u>Sayfa</u>
5.1 XOR doğruluk tablosu	48
5.2. XOR problemi çözüm çizelgesi	49
5.3 VE mantık işlevi	54
5.4 VEYA mantık işlevi	5
7.1 Kural tablosu	79
7.2 Geçiş noktalarındaki dilsel ifadeler	79
7.3 NEFCLASS eğitim kümesi	8
7.4 NEFCLASS ile elde edilen kural tablosu	8





1. GİRİŞ

Bu çalışmada, sabit mıknatıslı DC lineer motorun yapay sinir ağları ve bulanık mantıkla kontrolü yapılmıştır. Bu amaçla, armatürü sabit mıknatıslı bir DC lineer motor tasarlanmış ve kontrol sisteminin parametrelerinin gerçek değerleri, tasarlanan bu motordan ölçüm yoluyla elde edilerek, bu gerçek değerlerle bilgisayar ortamında benzetim yapılmıştır.

Bölüm 2’de, lineer motorların tarihsel gelişimi, basit yapıları tanıtılmıştır. Son yıllarda, diğer tüm özel elektrik makinalarında olduğu gibi lineer motor tasarım ve üretiminde de büyük öneme haiz olan kalıcı mıknatıslar da ana hatlarıyla bu bölümde tanıtılmış ve yaygın olarak kullanılan kalıcı mıknatıs malzemelerin performansı hakkında bilgi verilmiştir. Bölüm 2’de ayrıca genelleştirilmiş DC lineer motor teorisine yer verilmiş ve lineer motorların kontrolünde kullanılan transfer fonksiyonu elde edilmiştir. Bu bölümde ayrıca DC lineer motorların kontrol yöntemlerinden bahsedilmiş, hız ve pozisyon bilgisi elde etmek için kullanılan sensörler tanıtılmış ve son olarak DC lineer motorların endüstrideki kullanım alanlarından örnekler verilmiştir.

Bölüm 3’de DC lineer motorların tasarımı açıklanmıştır. Bu amaçla ilk önce tasarım kriterlerinden bahsedilmiş, bu kriterler matematiksel ifadeleri ve ölçüm-hesaplama yöntemleriyle birlikte açıklanmıştır. Daha sonra bu tez çalışması için tasarlanan kalıcı mıknatıslı DC lineer motor tanıtılmış, tasarım ve montaj sürecinde karşılaşılan güçlükler, tasarımın gerçekleştirilmesi sürecinin aşamaları ve üretilen motorun performansı hakkında bilgi verilmiştir. Ayrıca Bölüm 2’de açıklanan matematiksel model yardımıyla, tasarlanan motorun analizi yapılmış, motorun yapısı ve performansına ilişkin şekiller ve fotoğraflar gösterilmiştir.

Bölüm 4’de en genel hatlarıyla bulanık mantık tanıtılmıştır. Bulanık mantığın temelini teşkil eden bulanık kümeler, klasik kümelerle karşılaştırmalı olarak açıklanmış ve bu bulanık kümelerdeki temel işlemler tanıtılmıştır. Ayrıca bulanık kontrol sistemleri, klasik kontrol sistemleriyle karşılaştırmalı olarak açıklanmış ve

bulanık kontrol sistemlerinin temel bileşenleri ile bu bileşenlerin her birinin işlevi anlatılmıştır.



Bölüm 5’de yapay sinir ağları tanıtılmıştır. Bu amaçla tek bir yapay sinirin yapısı, gerçek bir biyolojik sinirle karşılaştırmalı olarak açıklanmış, daha sonra bu yapay sinirlerin birleştirilmesinden oluşan sinir ağlarının mimarisi, yapısı ve operasyon teorisinden bahsedilmiştir. Yapay sinir ağlarının bileşenlerinin her birinin fonksiyonu açıklandıktan sonra sinir ağlarının tasarım süreci açıklanmış ve en temel ağ yapılarına örnekler verilmiştir. Ayrıca, yapay sinir ağlarını kontrol sistemleri için cazip kılan öğrenme yeteneği hakkında bilgi verilmiş ve değişik öğrenme yöntemleri tanıtılmıştır.

Bölüm 6’da bulanık mantık ile yapay sinir ağlarının entegre edilmiş formunu oluşturan ve her iki kontrol yönteminin güçlü yönlerini yapısında barındıran, ayrıca bu tez çalışması için tasarlanan DC lineer motorun kontrol algoritmasına temel teşkil eden sinirsel bulanık mantık tanıtılmıştır. Sinirsel bulanık mantığın mimarisi, kontrol sistemleri için önemi, ve bulanık kuralların öğretilmesine ilişkin algoritma açıklanmıştır. Bu bölümde ayrıca, bulanık kuralların ve üyelik fonksiyonlarının öğretilmesi için geliştirilmiş ve standardize edilmiş öğrenme modelleri tanıtılmıştır.

Bölüm 7’de DC lineer motorun transfer fonksiyonundaki parametrelerin gerçek değerlerinin, tasarlanan ve montajı yapılan kalıcı mıknatıslı DC lineer motordan ölçüm ve hesaplama yoluyla alınması sonucu elde edilen model üzerinde benzetim yapılmıştır. Bu amaçla ilk önce, tasarlanan motorun kontrolörsüz olarak birim adım girişine tepkisi grafiksel olarak gösterilmiş, daha sonra bu motor için tasarlanan ve katsayıları Ziegler-Nichols PID ayar kuralları yardımıyla elde edilen PID kontrolör ile benzetim yapılmıştır. Bu bölümde son olarak, tasarlanan sinirsel bulanık kontrolör tanıtılmış ve bu kontrolörle motorun birim adım girişine tepkisi grafiksel olarak gösterilmiştir.

Sonuç ve Öneriler kısmında klasik kontrolör olarak nitelendirilebilecek PID kontrolörle ile modern-akıllı kontrolör olan sinirsel bulanık kontrolörün performansının karşılaştırılması yapılmış ve bu tez çalışmasının devamı niteliğinde olabilecek akademik ya da endüstriyel çalışmalara ilişkin önerilerde bulunulmuştur.

2. LİNEER MOTORLAR



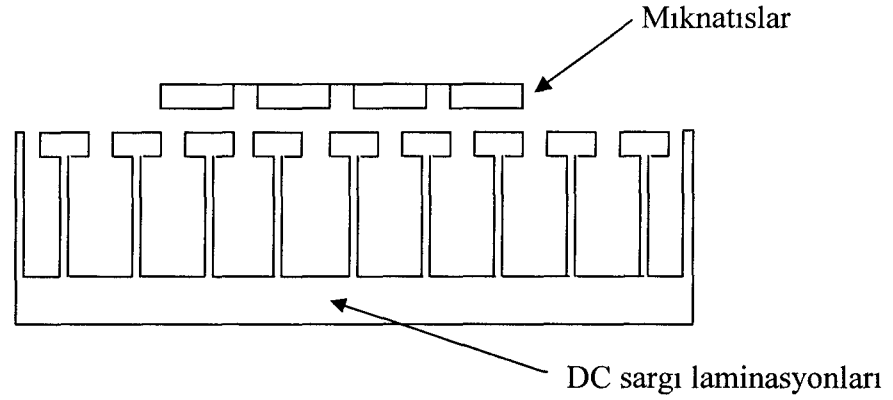
Lineer motorlar, dairesel hareketi doğrusal harekete çeviren krank ya da diğer mekanizmaları kullanmaksızın doğrusal hareket üreten motorlardır. Lineer hareket gerektiren proseslerde, dönüştürücü mekanizmalara ihtiyaç duyulmaması maliyetten ve hacimden önemli ölçüde tasarruf sağlar, ayrıca bu mekanik dönüştürücülerin kullanılmaması sistem kayıplarını azaltacağı için verim gibi elektriksel parametrelerde iyileşme elde edilir.

Elektrik motorlarının önemli bir kısmı dairesel hareket üretmek için tasarlanmıştır. Tasarım kriterleri göz önünde bulundurulduğunda, dairesel hareket üretmek, lineer harekete kıyasla daha kolaydır. Lineer harekete ihtiyaç duyulduğunda ise kayış, dişli gibi mekanik çözümlerle doğrusal yörüngede hareket elde edilebilir. Ancak böyle bir çözüm birçok sınırlılığı da beraberinde getirir. Örneğin sınırlı bir hareket alanı gibi. Ancak lineer motorlar bu gibi sınırlılıkları ortadan kaldırır.

En genel sınıflandırmada iki tip lineer motor vardır. AC lineer motor ve DC lineer motor. Bu çalışmada DC lineer motor üzerine odaklanılmıştır. AC lineer motorlar, tipik bir indüksiyon motorunun kesitinin bir noktasından boyuna kesilerek açılmış formu gibi düşünülebilir.

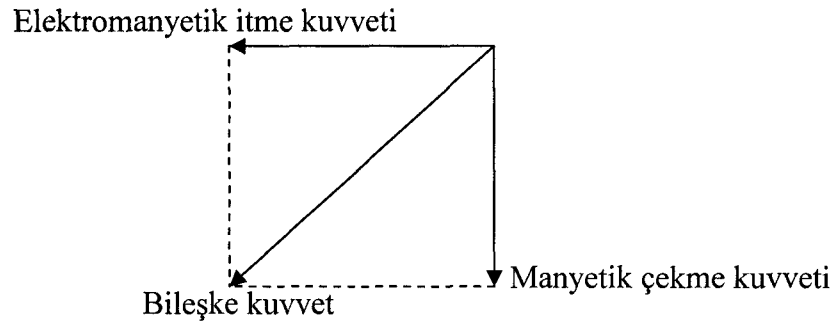
İlk DC lineer motor 1917 yılında, bir relüktans motor olarak üretilmiştir ve bir fırlatıcı olarak kullanılmıştır(Basak,1996). Dolayısıyla hareket eden parçanın hızını, konumunu kontrol etmek gibi bir problem söz konusu değildir. Geleneksel DC lineer motorlar, bir armatür ve bir de alan sistemine sahip olması açısından dairesel olarak hareket eden DC lineer motorlara benzerler. Ancak dairesel motora kıyasla, tasarıma göre değişmekle beraber, armatür sabit, alan kısmı ise hareket eden kısım olabilir. İlk DC lineer motorun üretildiği günden 1980'li yılların ortalarına kadar, farklı konfigürasyonlara sahip birçok DC lineer motor üretilmiştir. Ancak bunların birçoğu, kullanıcıyı önemli ölçüde sınırlayacak şekilde güçsüz niteliklere sahiptir. Bazı tasarımlar ürettiği düşük güç açısından, bazıları yüksek maliyet, bazıları sınırlı hareket alanı açısından tasarımcıyı her zaman etkin ve sürekli bir çözüm aramaya

mecbur bırakmıştır. Örnek olarak, hareket eden mıknatısa sahip bir DC lineer motorun konfigrasyonu Şekil 2.1’ de gösterilmiştir.



Şekil 2.1 Hareket eden mıknatıslı DC lineer motor

Şekil 2.1’de gösterilen tasarımda, armatür destekleri manyetik akının dönüşü için yol sağlarlar. Bu tip motorlar mekanik kolaylığa sahiptir ve bu nedenle arıza riski düşüktür. Ancak bu tasarımın problemi, stator ile mıknatıslar arasında oluşan çekme kuvvetidir. Stator, manyetik akı geçişine kolaylık sağlamak için ferromanyetik malzemedan yapılmalıdır. Bunun bir sonucu olarak, statorda kullanılan malzeme, mıknatısları kendine doğru çekecektir. Stator sargılarına uygulanan gerilim sonucu sargılarda oluşan akımın, armatürde meydana getirdiği itme kuvveti ile, statorun armatüre uyguladığı çekme kuvveti birbirine dik konumdadır. Bu iki kuvveti temsil eden vektörler ve oluşan bileşke kuvvet vektörü, Şekil 2.2’de gösterilmiştir.



Şekil 2.2 Armatürde oluşan kuvvetler

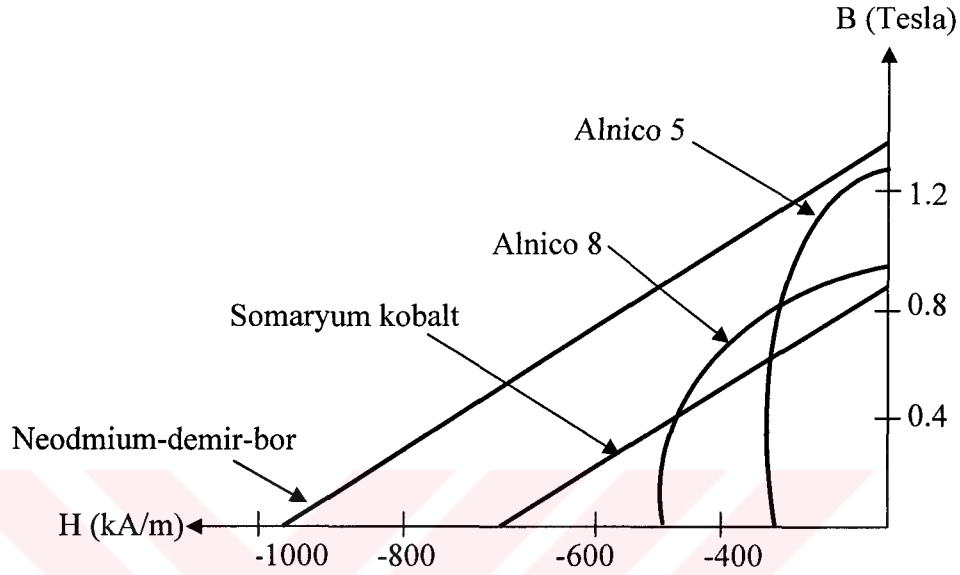
Şekil 2.2’de görüldüğü gibi, oluşan bileşke kuvvet hareket düzlemine paralel değildir ve armatür lineer olarak hareket etmekte zorlanmaktadır. Bu proje için tasarlanan ve Bölüm 3’de tanıtılan motorun konstrüksiyon aşamasında karşılaşılan en ciddi problem de budur. Oluşan çekme kuvveti nedeniyle, oldukça yüksek sayılabilecek akım değerlerinde bile (10 A) armatürün hareket etmediği gözlenmiştir. Ancak bu problemi aşmanın iki farklı yolu vardır. Birincisi, iki statora sahip tasarımıdır. Armatürün karşı tarafına da, diğer stator ile her anlamda tamamen özdeş bir stator bloğu yerleştirilirse, yukarı doğru oluşacak çekme kuvveti, aşağı doğru oluşacak çekme kuvvetini söndürecek ve armatür sadece itme kuvveti yönünde hareket edecektir. Ancak burada her iki stator bloğunun da mıknatıslara eşit uzaklıkta olmasına özen gösterilmelidir. 1 mm’lik bir fark bile, oluşan kuvvette karesel bir farka neden olacaktır. Diğer bir çözüm, ferrit malzeme kullanmaktır. Ferrit malzeme, hem manyetik akı geçişine kolaylık gösterir, hem de mıknatısları kendine doğru çekmez. Ferrit malzemenin günlük yaşamda kullanımına örnek olarak, küçük analog radyoların antenleri verilebilir. Bununla beraber, ferrit malzeme oldukça pahalıdır. Bütün bir nüveyi ferrit malzemeden yapmak, motorun maliyetini önemli ölçüde artırır.

Özetle, 1985 yılına kadar gerçekleştirilen tüm bu tasarımlar, kendi içinde bazı eksikliklere sahipti. Ama en çok karşılaşılan problem, düşük güç üretimidir. 1985 yılı, hem lineer motorlar hem de diğer bazı özel elektrik makinalarının gelişimi için tam bir kırılma noktası olmuştur(Basak,1996). 1985 yılında, oldukça yüksek değerlerde artık mıknatısiyete sahip yeni bir kalıcı mıknatıs kompozisyonu keşfedilmiştir: Neodmium-Demir-Bor (Neodymium-Iron-Boron). Stator ya da armatür kısmında bu mıknatısın kullanıldığı lineer motorlar, çok daha yüksek değerlerde güç üreterek lineer motorun endüstride kullanımının yaygınlaşmasını sağlamışlardır. Bu nedenle Bölüm 1.1’de kısaca kalıcı mıknatıslar tanıtılmıştır.

2.1 Kalıcı Mıknatıslar

Kalıcı mıknatıs, üzerinde herhangi bir manyetik uyartım yokken bir manyetik alanı muhafaza etme özelliği olan malzemedir. Kalıcı mıknatıslar geleneksel olarak demir-nikel-kobalt alaşımlarıdır. Kalıcı mıknatısiyete sahip malzemelerde son

yıllardaki hızlı gelişmeler, bu malzemelerin doğru akım makinalarında ve senkron makinalarda kullanımını artırmıştır. Kalıcı mıknatısiyete sahip malzemeler histeresiz eğrisinin ikinci bölgesinde çalışırlar. Bu malzemelerden yaygın olarak kullanılanlarının tipleri ve manyetik karakteristikleri Şekil 2.3’de gösterilmiştir.



Şekil 2.3 Yaygın kalıcı mıknatıs malzemelerin manyetik karakteristiği

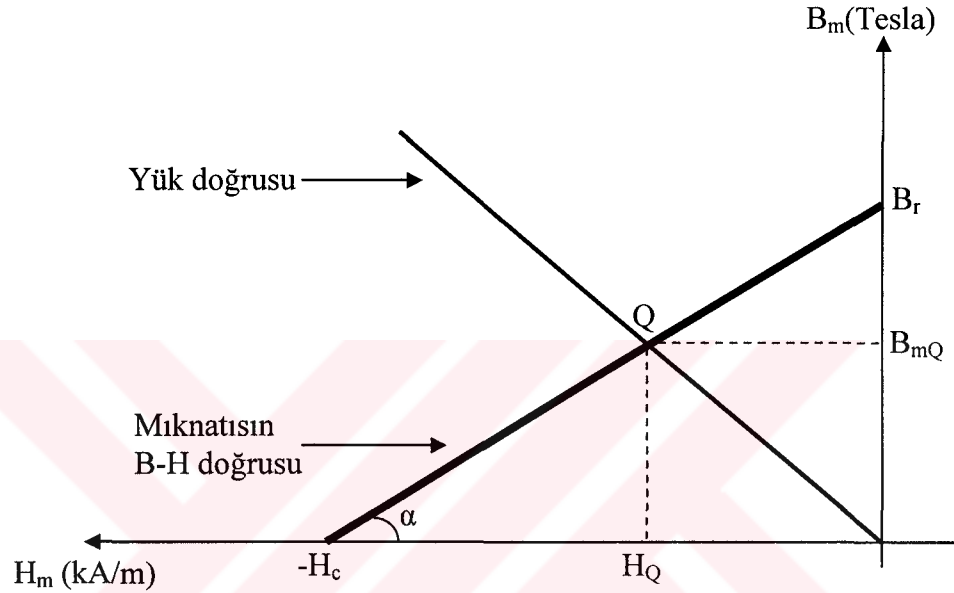
Alnico-5, demir-aliminyum-nikel-kobalt karışımı olup neodmium keşfedilmeden önce çok geniş uygulama alanı bulmuştur. 1931 yılında keşfedilmiştir. Alnico-8 ve somaryum kobalta kıyasla daha yüksek kalıcı mıknatısiyete sahiptir. Alnico-8 ise daha yüksek giderici kuvvete sahiptir, yani kalıcı mıknatısiyet özelliğini yitirme riski daha düşüktür. Genel olarak Alnico malzemelerin zayıf oldukları noktalar; düşük kalıcı mıknatısiyet ve mekanik kırılganlıktır. Somaryum kobalt, kalıcı mıknatıs teknolojisinde önemli bir ilerlemeyi temsil eder. 1960’lı yıllarda bulunmuştur, Alnico malzemelere göre hem kalıcı mıknatısiyetleri hem de giderici kuvvetleri daha yüksektir. Ayrıca, grafikte belirtilmeyen seramik malzemeler iyi mekanik özelliklere sahiptir. Ancak manyetik özellikleri çok güçlü değildir. Mekanik dayanımın yüksek olmasının istendiği uygulamalarda kullanılırlar. Tabiatta az bulunan kalıcı mıknatıs malzemelerin en yenisi Neodmium-demir-bor($\text{Nd}_2\text{Fe}_{14}\text{B}$) malzemesidir. Diğer kalıcı mıknatıs malzemelere göre hem kalıcı mıknatısiyetleri hem de giderici kuvvetleri daha yüksektir. Buna ek olarak iyi mekanik özelliklere de sahiptir. İlk ortaya çıktığı

yıllarda fiyatının nisbeten pahalı olmasına rağmen, bugün değişik tekniklerle daha ucuza üretilip satışa sunulmaktadır. Örneğin bu projede kullanılan Neodmium-demir-bor mıknatıslardan her biri $10 \times 25 \times 40$ mm boyutlarındadır ve her birinin fiyatı 10 USD'dir. Bu nedenlerle, bu malzemenin gelecekte kalıcı mıknatıs uygulamalarında bugün olduğu gibi en popüler malzeme olacağı söylenebilir. (Bal, 2001)

Gerekli manyetik akısı kalıcı mıknatıslar tarafından sağlanan bütün makinalarda, kullanılan kalıcı mıknatıs malzemelerde iki önemli özelliğin bulunması gerekir. Bunlar yüksek kalıcı mıknatısiyet ve büyük giderici kuvvettir. Yüksek giderici kuvvet, malzemenin dış etkiler tarafından mıknatısiyetinin kolayca yok edilmesini engeller. İdeal bir kalıcı mıknatıs malzemenin dikdörtgene yakın veya şişman bir histeresiz eğrisine sahip olması beklenir. Böylece uygulanan manyetik alan kaldırıldığında kalıcı mıknatısiyet yüksek düzeyde olur. Diğer bir ifadeyle, histeresiz eğrisi tarafından çevrelenen alan daha büyük olur. Pratikte çok az malzeme bu bahsedilen gereksinimleri karşılar. Kalıcı mıknatıs kullanılan makinanın tasarımında, kalıcı mıknatıs seçerken malzemenin histeresiz eğrisinde ikinci bölge ile temsil edilen giderici kuvvet ve artık mıknatısiyet eksenleri arasında kalan bölge kullanılır. Giderici kuvvet, bir malzemenin hava aralığı da bulunan bir manyetik devrede akı üretebilme yeteneğinin de bir ölçüsüdür ve bu niteliğiyle makina tasarımında önemli parametredir. 1 kA/m 'den daha yüksek giderici kuvvetler H_c ile karakterize edilir ve makina tasarımında da ancak böyle malzemeler kullanılabilir. Bu proje için kullanılan mıknatısın giderici kuvveti 790 kA/m dir. Kalıcı mıknatıs bir malzemenin manyetik akı üretme yeteneğinin bir ölçüsü, maksimum enerji üretim noktasıdır. Bu nokta, histeresiz eğrisinin ikinci çeyreğinde BH çarpımının $(BH)_{\max}$ en büyük olduğu noktaya karşılık gelir. BH çarpımının birimi Joule/m^3 dür. Maksimum enerji üretim noktasında çalışma, hava aralığında istenen akıyı üretmek için gerekli en küçük malzeme hacmini sağlar.

Kalıcı mıknatısiyet, uyartım akımı veya manyetik alan şiddeti sıfır iken manyetik devrede manyetik akının bulunmasını sağlar ve önemi de buradan kaynaklanmaktadır. Kalıcı mıknatıs malzemeler ile yumuşak manyetik malzemeler arasındaki en önemli farklılık, bu malzemelerin giderici kuvvetleri arasındaki sayısal uçurum ile karakterize edilir. Yumuşak manyetik malzemelerin giderici kuvveti çok düşüktür.

Kalıcı mıknatıs malzemenin kullanıldığı bir manyetik devrede, çalışma noktasındaki B ve H değerlerinin nasıl elde edileceği burada kısaca özetlenmiştir. Bölüm 3’de, tasarlanan motor için çalışma noktasındaki B ve H değerleri bulunurken bu hesaplar kullanılmıştır. Şekil 2.4’de kalıcı mıknatısın B-H doğrusunu, yük doğrusunu ve bu iki doğrunun kesişim noktası olan çalışma noktasını temsil eden histeresiz çevrimi gösterilmiştir. (Demirci, 2003)



Şekil 2.4 Çalışma noktasındaki B ve H değerlerinin bulunması

Hesapta kullanılan notasyonlar:

B_r : Kullanılan mıknatısın katoloğundaki artık mıknatıslık değeri (Tesla)

B_{mq} : Çalışma noktasındaki manyetik akı yoğunluğu (Tesla)

B_g : Hava boşluğundaki manyetik akı yoğunluğu (Tesla)

H_c : Kullanılan mıknatısın giderici kuvveti (kA/m)

H_q : Hava boşluğundaki manyetik alan şiddeti (kA/m)

A_g : Hava boşluğunun kesit alanı (m^2)

A_m : Mıknatısın kesit alanı (m^2)

l_m : Mıknatısın uzunluğu (m)

g : Hava boşluğu (m)

μ_0 : Boşluğun manyetik geçirgenliği (weber/Am)

Amper kanununa göre,

$$\sum N_i = \oint H \, dl \quad (2.1)$$

Ancak sabit mıknatıslı manyetik devrelerde sargı bulunmadığı için $N=0$ ve dolayısıyla $N_i = 0$ olacaktır. Bu durumda,

$$\sum N_i = H_m l_m + H_g g \quad (2.2)$$

$$0 = H_m l_m + H_g g \quad (2.3)$$

$$H_g = - (l_m/g) H_m \quad (2.4)$$

$$\Phi = B_m A_m = B_g A_g \quad (2.5)$$

$$B_m = (A_g/A_m) B_g = (A_g/A_m) \mu_0 H_g \quad (2.6)$$

$$B_m = (A_g/A_m) \mu_0 (-l_m/g) H_m \quad (\text{Denklem 2.4'den}) \quad (2.7)$$

$$B_m = - \mu_0 (A_g/A_m) (l_m/g) H_m \quad (2.8)$$

Yük doğrusunun denklemini elde etmek için iki noktası bilinen doğru denklemini kullanılır.

$$(Y - Y_1) / (Y_1 - Y_2) = (X - X_1) / (X_1 - X_2) \quad (2.9)$$

$$(B_m - B_r) / (B_r - 0) = (H_m - 0) / (0 - (-H_c)) \quad (1.10)$$

$$B_m = (B_r/H_c) H_m + B_r \quad (2.11)$$

$$\tan \alpha = (B_r/H_c) = - \mu_0 (A_g/A_m) (l_m/g) \quad (\text{Denklem 1.8'den}) \quad (2.12)$$

2.8 denklemi mıknatısa ait doğrunun denklemini, 2.11 denklemi ise yüke ait doğrunun denklemini verir. Çalışma noktası, bu iki doğrunun kesişim noktasıdır. Çalışma noktasındaki B ve H değerleri olan B_{mQ} ve H_{mQ} değerlerini bulmak için iki doğru denklemini birbirine eşitlenirse;

$$(B_r/H_c) H_Q + B_r = - \mu_0 (A_g/A_m) (l_m/g) H_Q \quad (2.13)$$

$$H_{mQ} = \frac{- B_r}{\frac{B_r}{H_c} + \mu_0 \frac{A_g}{A_m} \frac{l_m}{g}} \quad (2.14)$$

$$B_{mQ} = \frac{B_r}{H_c} H_{mQ} + B_r \quad (2.15)$$

2.2 Genelleştirilmiş DC Lineer Motor Teorisi

DC lineer motorun çalışma prensibi, dairesel hareket eden DC motorunki ile benzerdir. Motorun mekanik bileşenlerinin ve sargı pozisyonlarının tasarımı, hareket eden kısımda oluşan kuvvet vektörünün karakteristiğini belirler. Tasarım, dairesel hareket edecek kuvvet vektörleri üretecek şekilde geliştirilirse hareket eden kısım rotasyonel bir yörünge izleyecektir. DC lineer motorun hareket eden kısmında doğrusal yörüngede bir kuvvet oluşacak şekilde tasarım yapılır. Bu aşamadan sonrası, oluşan bu kuvvet vektörünün modülünü artırmaya yönelik çabadan ibarettir.

Lorentz Kanununa göre, manyetik alan içerisinde bulunan bir iletkenin akım geçirildiğinde, iletkenin bir kuvvet oluşur ve iletken, alan dışına doğru itilir. Bu kanun, bütün elektrik motorlarının çalışma prensibini teşkil eder. Dolayısıyla tasarımcının yapacağı tek şey, oluşan bu kuvvetin karakteristiğini tayin etmektir. Oluşan kuvvet, akım ve manyetik akı yoğunluğunu temsil eden vektörlerin oluşturduğu düzleme dik bir vektörle temsil edilir. 2.16 ifadesi, Lorentz Kanununu vektör cebri cinsinden açıklar. Meydana gelen kuvvetin anlık bir durumu, Şekil 2.5’de vektörel olarak gösterilmiştir.

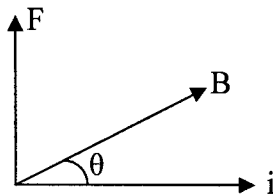
$$\vec{F} = i (\vec{l} \times \vec{B}) \quad (2.16)$$

F : Armatürde oluşan kuvvet (N)

i : İletkenden geçen akım (A)

l = iletken uzunluğu (m)

B : Manyetik akı yoğunluğu (Tesla)



Şekil 2.5 Armatürde oluşan kuvvet

Alan sargılı DC lineer motorda, sargılara bir e gerilimi uygulanırsa, sargılarda bir i akımı meydana gelir ve bu akım Φ manyetik akısını üretir. Bu durumda voltaj denklemini şu şekilde yazılabilir:

$$e = R_i + N(d\Phi/dt) = R_i + (d\psi/dt) \quad (2.18)$$

2.18 ifadesinde;

R: Sargı direnci (ohm)

N : Sipir sayısı (tur)

Φ : Manyetik akı (weber)

$\Psi = N\Phi$: Nüvedeki toplam manyetik akı (weber $\times$ tur)

2.18 ifadesi ile verilen voltaj denklemini, aynı zamanda uç gerilimleri yoluyla da yazılabilir;

$$e_f(t) = R_f i_f(t) + D\psi_f(t) \quad (2.19)$$

$$e_a(t) = R_a i_a(t) + D\psi_a(t) \quad (2.20)$$

$$\psi_f(t) = L_f i_f(t) + M_{fa} i_a(t) \quad (2.21)$$

$$\psi_a(t) = L_a i_a(t) + M_{af} i_f(t) \quad (2.22)$$

R_f : Alan sargılarının direnci (ohm)

R_a : Armatür sargılarının direnci (ohm)

$i_a(t)$: Armatür sargılarından geçen akım (Amper)

$i_f(t)$: Alan sargılarından geçen akım (Amper)

L_f : Alan sargılarının öz indüktansı (Henry)

L_a : Armatür sargılarının öz indüktansı (Henry)

M_{fa} ve M_{af} : Alan ve armatür sargılarının karşıt indüktansı (Henry)

D : Armatür bobininin çapı (m)

$\psi_f(t)$: Alan sargılarının meydana getirdiği toplam manyetik akı (weber)

$\psi_a(t)$: Armatür sargılarının meydana getirdiği toplam manyetik akı (weber)



Alan sargıları yerine kalıcı mıknatısın bulunduğu DC lineer motorlarda manyetik devre 2.23 ifadesi ile modellenir:

$$F(t) = \Phi(t) \dot{R} \quad (2.23)$$

2.23 ifadesinde;

$F(t)$: Manyetomotor kuvvet

$\Phi(t)$: Çalışma noktasında, akı yoğunluğu ile kutup alanının çarpımı

$\dot{R}$: Relüktans

Bu durumda armatür voltaj denklemi;

$$e_a(t) = \Phi(t) v(t) + (R_a + L_a D) i_a(t) \quad (2.24)$$

2.24 ifadesinde $v(t)$, armatürün lineer hızını temsil eder ve $\Phi(t) v(t)$ çarpımı, armatürdeki zıt elektromotor kuvveti verir. Lineer harekete dönüştürülen elektriksel güç ise 2.25 ifadesi ile sunulmuştur.

$$P = e_b(t) i_a(t) \quad (2.25)$$

2.25 ifadesinde, P watt cinsinden gücü, e_b volt cinsinden zıt elektromotor kuvveti, i_a amper cinsinden armatür akımını temsil eder. Hareket lineer olduğu için, üretilen kuvvet, gücün lineer hıza oranından elde edilir.

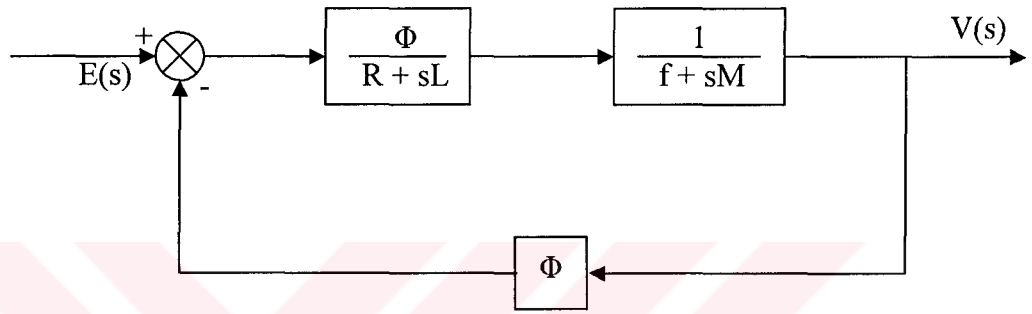
$$F = P / V(t) \quad (2.26)$$

Eğer motorun alan kısmı yerine armatür kısmı kalıcı mıknatıslı olarak tasarlanır ve üretilirse, motor dinamiğini ifade eden denklemler, Laplace dönüşümü yardımıyla, frekans domeninde şu şekilde ifade edilir;

$$E_f(s) = (R_f + sL_f) I_f(s) + \Phi V(s) \quad (2.27)$$

$$F(s) = \Phi I_f(s) \quad (2.28)$$

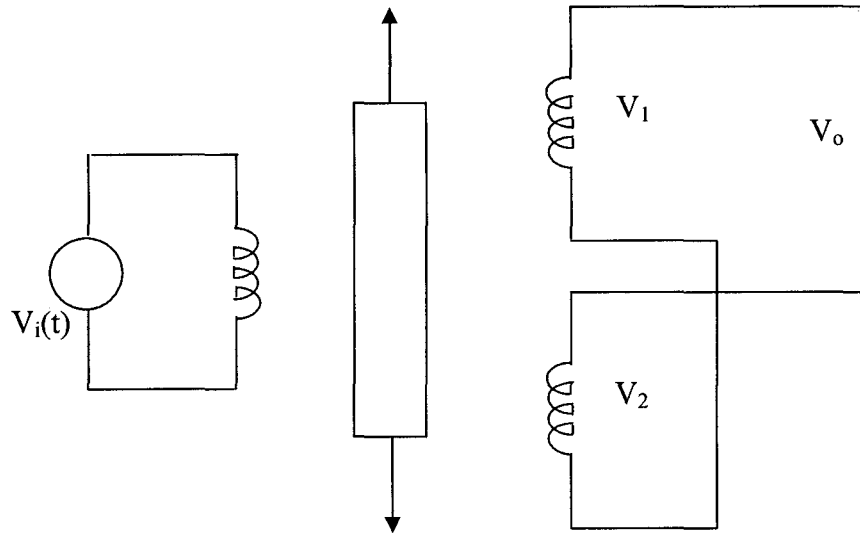
2.27 ve 2.28 ifadelerindeki Φ , nüvedeki toplam manyetik akıyı temsil eder ve alan kısmında kalıcı mıknatıs kullanılan ya da rotasyonel hareket eden motorlardaki K sabitinin yerini tutar. Bu durumda, kutup sargılarının gerilimi ve dolayısıyla akımı ile lineer hızı kontrol edilen, armatürü kalıcı mıknatıslı bir DC lineer motorun blok diyagramı Şekil 2.6'daki gibi olur. Bu proje için tasarlanan lineer motorun kontrolünde de bu blok diyagram kullanılmıştır. Blok diyagramdaki M , kilogram cinsinden motorun kütlesini, f ise sürtünme kuvvetini temsil eder.



Şekil 2.6 Alan kontrollü DC lineer motorun blok diyagramı

2.3 DC Lineer Motor Kontrol Yöntemleri

Motorun pozisyonunu ve hızını doğru bir şekilde belirtmek için bir sensöre ihtiyaç duyulur. Bu projede bu amaçla lineer direnç kullanılmıştır. Ancak bu işlem çok farklı transdüsellerle de yapılabilir. Önemli olan sensörün mümkün olduğunca ucuz olması, harici uyarımlara, manyetik alanlara duyarlılığının mümkün olduğunca düşük ya da sıfır olması, sıcaklık gibi çevresel şartların değişimine duyarlı olmamasıdır. Örneğin ultrasonik sensör, ultrasonik bir kaynaktan bir puls gönderir ve bir dijital sayıcı, motordan yansıyıp tekrar kaynağa dönen pulsleri sayar. Manyetik sensörler ise genellikle Hall etkisi prensibine göre çalışırlar. Literatürde lineer hareketin pozisyonunun ve hızının ölçülmesinde, eğer ekonomik şartlar elveriyorsa, en çok kullanılan transdüser LVDT'dir. LVDT (Lineer değişimli diferansiyel transformatör) değişken endüktanslı bir transdüserdir. Yapısı Şekil 2.7'de gösterilmiştir.(Pastacı,1996)



Şekil 2.7 LVDT'nin elektriksel yapısı

Bir adet primer bobin ve iki parçalı sekonder bobin tek bir nüvenin üzerine sarılarak ve bu nüvenin ortasına demir göbek yerleştirilerek LVDT elde edilir. Demir göbek tam ortada olduğunda sekonder bobinlerinde indüklenen gerilim değeri birbirine eşittir. Demir göbeğin oklardan herhangi birinin yönünde hareket etmesiyle bir bobinde indüklenen gerilim artarken diğerinde indüklenen gerilim azalır. Göbek, yumuşak demirden, manyetik geçirgenliği yüksek malzemeden yapılır. Bu şekilde harmonikler azaltılır ve yüksek duyarlılık elde edilir. Diferansiyel transformator çelik bir gövde içine yerleştirilir ve elektromanyetik açıdan sargı uçları izole edilir.

Sekonder bobinleri seri ve birbirine ters yönde sarılmıştır. Dolayısıyla V_1 ve V_2 gerilimleri ters yönde olur. Demir göbek tam ortada iken V_1 ve V_2 gerilimlerinin değerleri birbirine eşit ve dolayısıyla çıkış gerilimi $V_o = V_1 - V_2 = 0$ olacaktır. Demir göbek yukarıya doğru hareket edince, $V_1 > V_2$ ve $V_o = V_1 - V_2 > 0$ olur. Demir göbek ters yönde hareket edince çıkışta yine sıfırdan farklı ancak bu sefer ters polariteli bir gerilim olacaktır. Eğer demir göbek, doğrusal hareketin pozisyonunun ve hızının ölçüleceği olan yere bağlanırsa, LVDT'nin çıkış gerilimi hareket eden parçanın pozisyonu ile ilgili ve orantılı olacaktır. Demir göbek tam ortada olduğunda normalde çıkış geriliminin sıfır olması gerekir, ancak histeresiz etkisinden dolayı, maksimum çıkış geriliminin yüzde biri kadar bir gerilim, demir göbek tam ortada

iken çıkışta görülebilir. Bununla beraber son dönemde üretilen LVDT'lerde bu problemin büyük ölçüde giderildiği görülmektedir. Demir göbeğin küçük bir yerdeğişimine karşılık çıkışta, bir transdüser için oldukça büyük sayılabilecek bir gerilim görülür. Bir çok transdüser, fiziksel büyüklükleri genellikle gerilim boyutunda olan elektriksel büyüklüklere dönüştürür ancak transdüserin çıkışındaki gerilim çoğu zaman 3-4 mV gibi bir genliğe sahiptir. Örneğin ağırlık ve kuvvet ölçmekte kullanılan yük hücrelerinin çıkış çoğu zaman 1-5 mV genliğindedir ve bu gerilimin bir kontrol yada ölçme sinyali olarak kullanımı için yükseltilmesi gerekir. Ancak buradaki yükseltme işlemi basit bir operasyonel amplifikatör devresinden ibaret değildir. Çünkü buradaki yükseltme işlemi, çevreden elektromanyetik olarak izole edilmelidir ve gürültülere olan duyarlılığı ortadan kaldırılmalıdır. Bu nedenle yük hücresi üreticileri genellikle yük hücresi ile beraber, bu yük hücresinin çıkışındaki sinyali şartlandırmaya ve yönlendirmeye yarayan kontrol birimini de beraber üretirler. Kullanılan yük hücresine bağlı olarak, kimi zaman bu kontrol biriminin fiyatı, yük hücresinden daha pahalı olabilmektedir. LVDT'lerin en dikkat çekici üstünlüğü, çıkış sinyalinin yüksek genliğidir. 1mm'lik bir yer değişimi için 300 mV'luk bir çıkış gerilimi elde edilir. Ayrıca LVDT'lerin duyarlılığı da yüksektir. Genellikle 50 mV/mm gibi bir duyarlılığa sahiptir ve bu deęer de bir transdüser için, fiziksel büyüklükteki birim deęişiklik için çıkışta görülen elektriksel sinyaldeki deęişimin genliği açısından oldukça dikkat çekici bir deęerdir.

LVDT'lerin dięer üstünlükleri sürtünmeye duyarsızlık ve elektriksel izolasyondur. Çelik hazne, LVDT'leri harici etkilere karşı duyarsız kılmıştır. Göbek sürtünmesiz hareket ettięi için göbeğin ve bobinlerin aşınması söz konusu deęildir. LVDT'lerin mekanik olarak sonsuz bir ömre sahip olduęu söylenebilir. Ancak elektriksel arıza olasılığı mevcuttur. Sonsuz mekanik ömre sahip olmasından dolayı uçak, füze ve uzay araçlarında kullanım imkanı bulunmaktadır. Göbek ile bobin arasındaki boşluk, manyetik olmayan malzeme ile sızdırmaz şekilde doldurularak göbeğin yüzer duruma getirilmesi sağlanır. LVDT'lerin güç kaybı 1 W'dan daha düşüktür. Bununla beraber LVDT'lerin de bir takım eksiklikleri vardır. Örneğin sadece AC ile çalışırlar. Transformatör tabanlı bir yapıya sahip oldukları için DC ile çalışmazlar, DC sinyal için bir demodülatör devresi gerekebilir. Bunlara ek olarak, LVDT'ler sıcaklığa duyarlıdır. Ortam sıcaklığındaki deęişimler, LVDT'nin çalışma karakteristiğinde deęişime neden olurlar. Sıcaklık etkisini azaltmak için, nüvede

bakır iletken yerine manganin tel kullanılır. Bu telin sıcaklığa duyarlılığı bakır tele kıyasla daha düşüktür. Ancak bu telin kullanılması doğal olarak maliyeti artıracaktır.

Olumlu ya da olumsuz tüm bu özellikler, LVDT'leri lineer hareketin hızının, pozisyonunun ölçülmesi için oldukça kullanışlı bir transdüser kılmıştır. Aynı işleve sahip diğer transdüserlere göre hassasiyeti ve çıkış geriliminin genliği daha yüksektir. Çıkış gerilimi için ayrıca bir yükseltici devreye çoğu zaman ihtiyaç duyulmaz. Ancak fiyatı, aynı işleve sahip diğer transdüserlere göre daha yüksektir.

Lineer motorun hızının ve pozisyonunun ölçülmesi için en basit ve ucuz çözüm, lineer dirençtir. Lineer direncin toleransı çok yüksektir. Bu proje için kullanılan lineer direncin toleransı %20 dir. Bu da ölçmede doğruluğu nisbeten düşürmektedir.

Kullanılan kontrol teknolojisi ne olursa olsun, lineer motor kontrol sisteminin blok diyagram prototipi, aşağı yukarı sabittir. Örneğin Şekil 2.8'de lineer motor kontrolü için örnek bir blok diyagram sunulmuştur. Burada armatür ya da endüktör sargılarının parçalı olduğu kabulüyle anahtarlama devresi de gösterilmiştir. Ancak bu proje için tasarlanan lineer motorda olduğu gibi, sargılar tek parçalı da olabilir. Bu durumda herhangi bir anahtarlama devresine ihtiyaç duyulmaz.



Şekil 2.8 Lineer motor kontrol sistemi blok diyagramı

Genel olarak, yukarıda anlatılan transdüserlerden herhangi biri kullanılarak motorun hız ve pozisyon bilgisi elde edilir. Bu işlem, sayısal kontrol teorisinin temel argümanlarına dayanır. Referans pozisyon ile anlık pozisyon arasındaki fark yer değiştirmeyi verir. Ancak bu yer değiştirme miktarının, referans ana göre geçen süreye oranı, anlık hızı değil ortalama hızı verir. Anlık hız için, çok küçük örnekleme aralıklarıyla elde edilen pozisyonların farkı alınmalıdır. Örneğin motorun pozisyonu frekans domeninde $X(s)$ ile ifade edilirse, hız bunun türevi olacaktır ve

$$V(s) = sX(s) \quad (2.29)$$

şeklinde ifade edilebilir. Türev operatörü olan s çarpanının sayısal kontrol sistemlerindeki karşılığı, z domenindeki türev operatörü $(1-z^{-1})/T$ dir ve buradaki T , örnekleme periyotunu ifade eder. Bu durumda

$$V(z) = [(1-z^{-1})/T] X(z) \quad (2.30)$$

ile ifade edilen anlık hız, fark denklemi formunda yazılırsa;

$$V(k) = [X(k) - X(k-1)] / T \quad (2.31)$$

2.31 ifadesi elde edilir. Bu ifadenin sözel karşılığı, armatür konumunun çok kısa örnekleme aralıklarında örneklenerek son iki örneğin farkının, örnekleme periyotuna oranı ile lineer anlık hızın elde edildiğidir. Tüm bu işlemler için Şekil 2.8’de gösterilen mikrodenetleyiciye ihtiyaç duyulur. Mikrodenetleyici, motorun hızını ölçmeye yarayacak kontrol sinyallerini dış ortamdan alarak, kontrol algoritması içinde bu değerleri işler ve motor gerilim bilgisini temsil eden sayısal çıkışı sürücü devreye gönderir. Şekil 2.8’de kontrol devresi ifadesiyle gösterilen sürücü devre, güç kaynağı ile birlikte, mikrodenetleyicinin ürettiği gerilim bilgisini motor sargılarına fiziksel olarak iletir. Eğer endüktör sargılar parçalı ise, bir anahtarlama devresine ihtiyaç duyulur. Sargılar tek parçalı ise, blok diyagramdaki anahtarlama devresi ihmal edilebilir.

2.4 Lineer Motor Kullanım Alanları

Lineer motorların hızının ve pozisyonunun, dairesel olarak hareket eden motorlara göre daha kolay kontrol edilmesi, bu motorların lineer harekete ihtiyaç duyulan yerlerde ve hafif sanayide daha kullanışlı olmasını sağlamıştır. Bu motorlar, kayış, vites kutusu, dişli gibi gereksinimleri ortadan kaldırmasıyla sistem maliyetini ve hacmini ciddi oranda düşürürler. Ayrıca Neodmium-demir-bor mıknatısın icadının henüz 1985 yılına dayanması, modern lineer motor teknolojisinin gelişime açık olduğu gerçeğinin temel dayanağıdır. Yani önümüzdeki yıllarda bu motorların çok daha yüksek güçlerde çok daha ucuza üretilbileceği tahmin edilmektedir. Günümüzde 1 kN'un üzerindeki kuvvetlere ve 2 m/sn hızlara erişilebilmiştir.

Bu motorların temel uygulama alanlarından biri, doğrusal olarak hareket eden kapılardır. Özellikle kapı hareket hızının çok yüksek olmasının talep edilmediği uygulamalarda, kapının ağırlığı ve hacmi fazla olsa bile, lineer motor ideal bir çözüm olarak kullanılabilir. Endüstride birçok prosede, ürünün paketlenmesi, markalanması gibi işlemlerde ürünler çoğu zaman doğrusal hareket eden bir konveyör üzerinde taşınmaktadır. Bu konveyörler de lineer motorların temel uygulama alanlarından biridir. Çünkü bu konveyörleri sürmek için dairesel olarak hareket eden motorların kullanılması, ek bir dişli ya da dönüştürücü sisteme ihtiyaç duyulması ve sistemin maliyetinin artması nedeniyle pek tercih edilmez.

Yüksek gerilim endüstrisinde, Corona elektrostatik seperatörlerinin konumlandırılmasında lineer indüksiyon motorları kullanılmaktadır. Corona kayıpları, yüksek gerilim hatlarının temel problemlerinden biridir ve bu kayıpları kontrol altında tutmak için kullanılan seperatörlerin konumu, Corona deşarjının hatta büyük zararlar vermesinin önlenmesi açısından çok önemlidir. Ayrıca ferit alanlı DC lineer motorlar da bu ihtiyacı karşılayabilir. Önemli olan, motorun lineer pozisyon hassasiyetinin yüksek olmasıdır. Çünkü bu elektrotların pozisyonlanmasında 0.1 mm hassasiyete ihtiyaç duyulur. Pozisyonlama sistemlerinde lineer motorların kullanım alanlarına bir diğer örnek ise kameraların odaklama mekanizmalarıdır. Çoğu zaman, kamera harici titreşimlerden etkilensin ya da etkilenmesin kameranın yani ekrandaki görüntünün, koordinatları belli ve sabit bir

alana odaklanması istenir. Hacminin küçük olması, maliyetinin düşük olması ve hassasiyetinin yüksek olması lineer motorları bu konuda da ideal bir çözüm kılmuştur.

Lineer motorların temel uygulama alanlarından biri, çok eksenli sistemlerdir. Örneğin X-Y eksenli bir grafik kaydedici, düşük güçlü lineer motorların en popüler uygulama alanlarından biridir. Ardışık olarak kesme, delme, markalama, paketleme işlemlerinin yapıldığı çok eksenli uygulamalar çoğu zaman lineer motorların kullanımını zorunlu kılar. Lineer motorun son yıllardaki en spesifik uygulaması, yapay kalp pompası olarak kullanımı olmuştur. Özellikle DC lineer motor, bir süre laboratuvar ortamında kalp simülatörü olarak denenmiş ve bu denemelerde ikna edici bir aşamaya gelindikten sonra, dolaşım sisteminde kanın pompalanmasında problem yaşayan insanlarda yapay kalp pompası olarak DC lineer motor kullanılmaya başlanmıştır.(Basak,1996)



3. DC LİNEER MOTOR TASARIMI

3.1 Tasarım Kriterleri

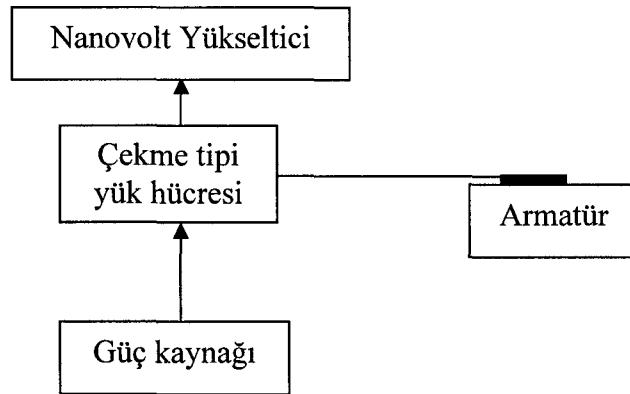
Lineer motor tasarımı çoğu zaman müşterinin talepleri üzerine yapılmaktadır. Bunun sebebi lineer motorun çoğu zaman özel bir takım uygulamalarda kullanılması ve bu kullanım alanının çok geniş bir yelpazede yayılmasıdır. Bu nedenle tek bir tip lineer motorun seri üretimi, üretici için çok mantıklı ve kazançlı bir yatırım olmayacaktır. Ancak müşteri tarafından talep edilen özellikler incelendiğinde bunların birkaç başlık altında toplandığı görülebilir. Lineer motorlar için temel spesifikasyonlar; motor hassasiyeti, çıkış gücü, verim, hız-zaman karakteristiği ve güç-ağırlık oranıdır. (Basak, 1996)

Tasarımın en çok dikkat çeken noktası, alan ya da armatür kısmında sabit mıknatıs kullanımının motor hacmini önemli oranda azalttığıdır. Hacmin azalması, hava boşluğundaki akı yoğunluğunun artmasını da beraberinde getirir. Ayrıca armatürün kesit görünüşünün şekli de lineer motorun tasarımında önemli bir kriterdir. Çünkü motorun ürettiği güç, armatürün şekli ile doğrudan ilişkilidir. Ayrıca, armatür sargılarında veya alan sargılarında kullanılan iletkenin kesiti de tasarımın önemli ayrıntılarından biridir. İletken kesiti, armatür ya da alan sargılarından geçen akımın değerinin doğrudan etkilediği için yukarıda sayılan tasarım kriterlerinin tamamını doğrudan etkileyecektir. Hiç şüphesiz en önemli kriterden biri, hava boşluğunun uzunluğudur. Hava boşluğu, manyetik devredeki relüktans değerini doğrudan etkiler. Hava aralığının fazla olması nüve içindeki akı yoğunluğunun azalmasına sebep olur. Ancak hava aralığının çok az olması nüvenin çok çabuk doyuma gitmesine neden olacaktır. Nüve doyuma ulaştıktan sonra, akım ne kadar artırılırsa artırılсын motor gücü değişmeyecektir. Tasarım ve analiz için gerekli bütün formüller, Bölüm 2’de sunulmuştur.

Armatürün uzunluğu motorun hareket alanını tanımlar. Armatürün kesit alanı çoğu zaman, kullanılan mıknatısın boyutlarına ve nüvenin doyuma ulaştığı akı yoğunluğuna göre tasarlanır. Bölüm 2’de sunulan formüller göz önünde bulundurulduğunda, tasarımın önemli kriterlerinden biri de D ile ifade edilen iletken

çapıdır. Kullanılacak iletkenin kesiti, çapa göre belirlenir. Genellikle bakır iletken kullanılır. Daha iyi performansa sahip malzemeden üretilmiş diğer iletkenlerin kullanımı maliyeti artırır. İletkenin izolasyonu ısı dayanımı yüksek olacak şekilde yapılmalıdır, ancak izolasyon malzemesi mümkün olduğunca ince olmalıdır. İzolasyon malzemesinin hacminin fazla olması iletkenin toplam kalınlığını artıracak ve belli bir alana yerleştirilecek bobinin siper sayısı azalacaktır.

Makinanın alan kısmının tasarımında en çok başvurulmuş çözüm, Neodmium-demir-bor mıknatıs kullanımıdır. Hava boşluğundaki akı yoğunluğu, eğer kutuplar kalıcı mıknatıstan yapılmışsa mıknatısların yüzey alanına göre, eğer bobin ile yapılmışsa iletkenlerden geçen akımla ayarlanır. Çift armatürlü lineer motor tasarımı, çoğu zaman motorun hem hassasiyetini hem de gücünü artırır. Ayrıca belli değerde bir gücü üretmek için daha düşük kapasiteli bir güç kaynağına ihtiyaç duyar. Tasarlanan motorun en önemli parametrelerinden biri üretilen kuvvettir. Bu kuvvetin ölçülmesi genellikle yük hücresi ile yapılır. Bölüm 2’de anlatıldığı gibi, yük hücresinin çıkışındaki sinyalin genliğinin çok düşük olması, bir yükselticiyi zorunlu kılar. Bu yükseltme işlemi, basit bir operasyonel amplifikatörle kotarılamayacak kadar hassastır. Bu nedenle endüstride yük hücresi üreten firmalar, yük hücresinin çıkışındaki düşük genlikli sinyali şartlandıran kontrol üniteleri de üretmekte, hatta bu sinyalin dijital formda seri ya da paralel porttan PC’ye girilmesine imkan sağlayan yazılımları da üretmektedirler. Kuvvetin ölçülmesi için sıkça kullanılan bir düzenek, Şekil 3.1’de gösterilmiştir.



Şekil 3.1 Kuvvetin ölçülmesi için kullanılan düzenek

Yük hücreleri genellikle basma tipi ve çekme tipi olmak üzere iki tip üretilmektedir. Basma tipi yük hücreleri genellikle tonlarla ifade edilen çok büyük ağırlıkların ölçülmesi için kullanılır. Çekme tipi yük hücreleri küçük kuvvetleri kg cinsinden ölçmek için kullanılır. Bu kuvvetin Newton birimi cinsinden ifade edilmesi için 9.81'e bölünmesi gerekir. Üretilen mekanik kuvvetin ölçülemediği, hesaplama yöntemiyle bulunmak istendiği durumlar için sayısal metodlar geliştirilmiştir. F üretilen kuvveti, J akım yoğunluğunu ve B akı yoğunluğunu temsil etmek üzere, belirli bir v hacminde üretilen kuvvet

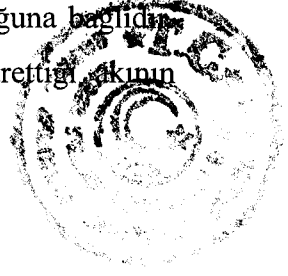
$$F = \int J B dV \quad (3.1)$$

ifadesi ile hesaplanır. Bununla beraber, Lorentz kuvvetinin hesaplanması sonucu elde edilen değer de bu integralin sonucunu verir.

Tasarlanan motorun dinamik karakteristiğinin önemli parametrelerinden biri hızdır. Hızın ölçülmesi hassas düzenekleri gerektirir. Bu düzeneklerden bazıları kusursuza yakın ölçme yaparken bazılarının toleransı yüksektir. Genellikle mikroişlemci destekli optik sensörlerin kullanıldığı sistemlerin doğruluğu yüksektir, ancak maliyeti de yüksektir. Hız ölçümü için en yaygın çözüm LVDT kullanımıdır. Hızın hesaplanmasında 2.29, 2.30 ve 2.31 ile verilen denklemler kullanılır. Çoğu zaman yüksek seviyeli programla diliyle gerçekleştirilen hız ölçüm algoritması PC ortamında görsel olarak gözlenebilir.

Hava boşluğundaki akı yoğunluğunun değeri sadece lineer motorların değil, tüm elektrik makinalarının tasarımında en kritik parametrelerden biridir. Balistik galvanometreler ve farklı firmaların ürettiği gaussmetreler, hava boşluğundaki manyetik akının ölçümü için en kullanışlı ölçü aletleridir. Ancak bu ölçü aletlerinin fiyatının pahalı olması ve kolaylıkla elde edilememesi, hava boşluğundaki manyetik akının tahmin edilmesi için çeşitli nümerik metodların üretilmesinin önünü açmıştır. DC lineer motordaki manyetik akının dağılımını tahmin etmek, motor geometrisine bağlı olarak değişen bir takım matematiksel yöntemleri gerektirir. Son yıllarda sonlu elemanlar metodu, karmaşık elektromanyetik problemlerin çözümünde oldukça güçlü bir araç olarak görülmektedir. Hava boşluğundaki manyetik akının tahmininde de bu yöntem kullanılmaktadır. Hava boşluğundaki manyetik akının değeri, armatür

akımına ya da kutup sargılarının akımına ve hava boşluğunun uzunluğuna bağlıdır. Toplam akı, alan kaynağının ürettiği akı ile armatür kaynağının ürettiği akının vektörel toplamına eşittir.

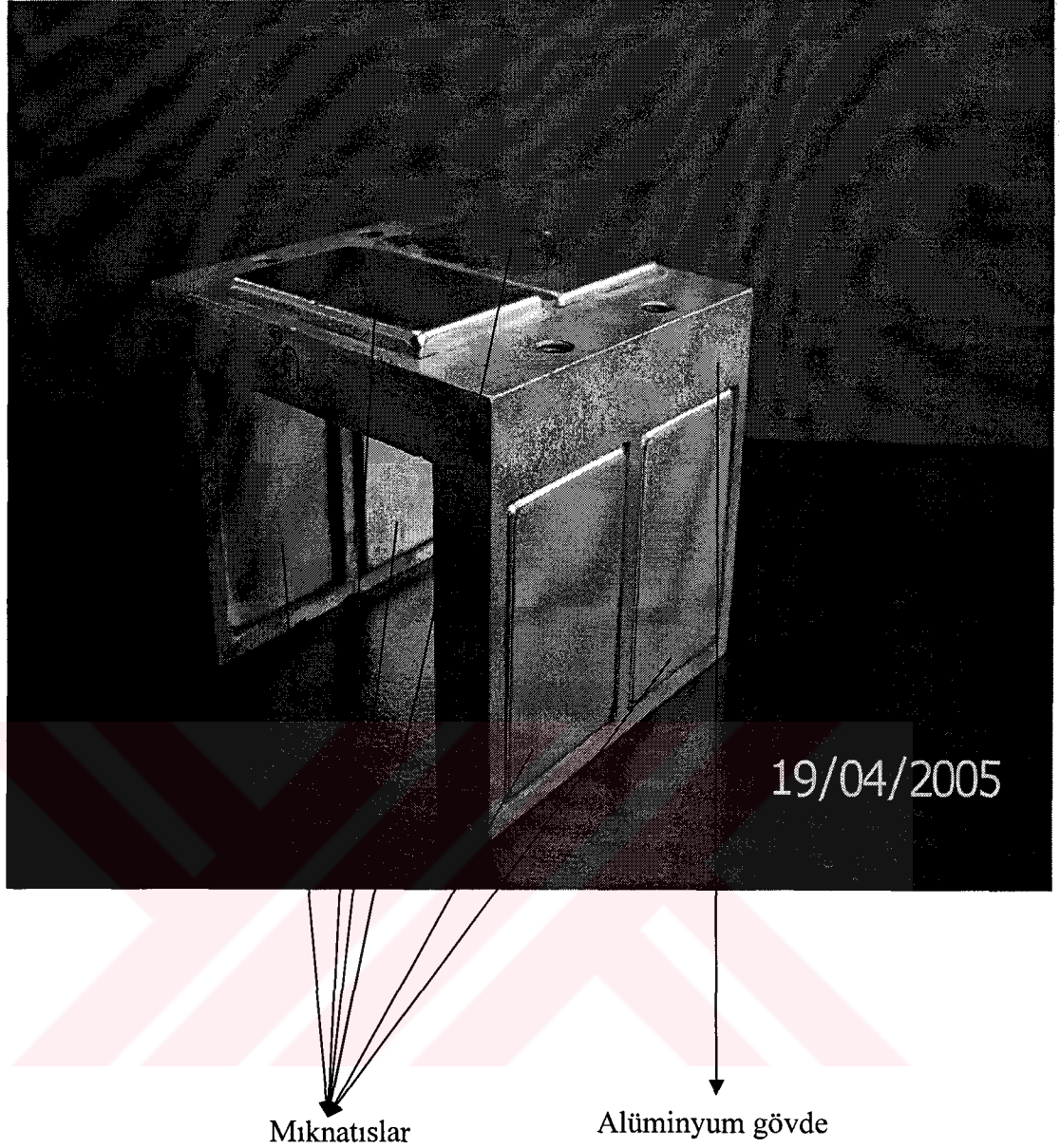


3.2 Örnek Tasarım

Bu bölümde, tez çalışması için kullanılmak üzere tasarlanan, armatürü sabit mıknatıslı DC lineer motor tanıtılmıştır. Motor kontrol algoritmasının bilgisayar ortamında simülasyonu için gerekli tüm parametreler, tasarlanan motordan alınarak gerçek değerler üzerinde benzetim yapılmıştır. Ayrıca tasarım sürecinde karşılaşılan problemler açıklanarak, çalışmanın tasarımcılar için kaynak olması amaçlanmıştır.

Armatür kısmında daha yüksek değerde manyetik alan elde etmek için armatür Neodmiun-Demir-Bor mıknatıstan tasarlanmıştır. Bu mıknatısın artık mıknatısıyeti 1.2 Tesla ve giderici kuvveti 790 kA/m dir. Bu özelliklere sahip mıknatıstan 6 adet kullanılmıştır. Mıknatısın boyutları 40×25×10 mm'dir. Bu mıknatısların bir tanesinin fiyatı 10 USD'dir. Alnico mıknatıslar çok daha ucuzdur ancak artık mıknatısıyetleri düşüktür. Belli bir değerde manyetik alan meydana getirmek için, Neodmiun-Demir-Bor mıknatıs sayısına ve hacmine kıyasla daha fazla sayıda ve hacimde Alnico mıknatısa ihtiyaç duyulur. Mıknatısları içerisinde barındıracak armatürün şekli, mıknatısların sığacağı büyüklükte pencerelerin bulunduğu alüminyum malzemeden yapılmıştır. Armatürün manyetik alan meydana getirecek kısımları haricindeki tüm malzemeler, manyetik özelliği olmayan malzemelerden olmalıdır.

Mıknatısların alüminyum gövde üzerindeki pencerelere yerleştirilmesi, tasarımın en zahmetli süreçlerinden birini teşkil eder. Zira mıknatısların birbirlerine uyguladıkları çekme kuvveti çok fazladır. Kuvvetli olmayan bir yapıştırıcı, mıknatısların yuvalarından çıkarak diğer bir mıknatısa yapışmasına neden olur. Kullanılan yapıştırıcı sıvı formda olmalıdır. Ayrıca nüfuz yeteneğinin, yani akıcılığının çok iyi olması gerekir. Jel ya da katı formda yapıştırıcı kullanılması için alüminyum gövde üzerindeki pencerelerin alanının genişletilmesi gerekir. Zamanla bu boşluktaki yapıştırıcı malzeme aşınıp mıknatısın yuvasından çıkmasına neden olabilir. Şekil 3.2'de tasarlanan motorun armatürünün fotoğrafı gösterilmiştir.



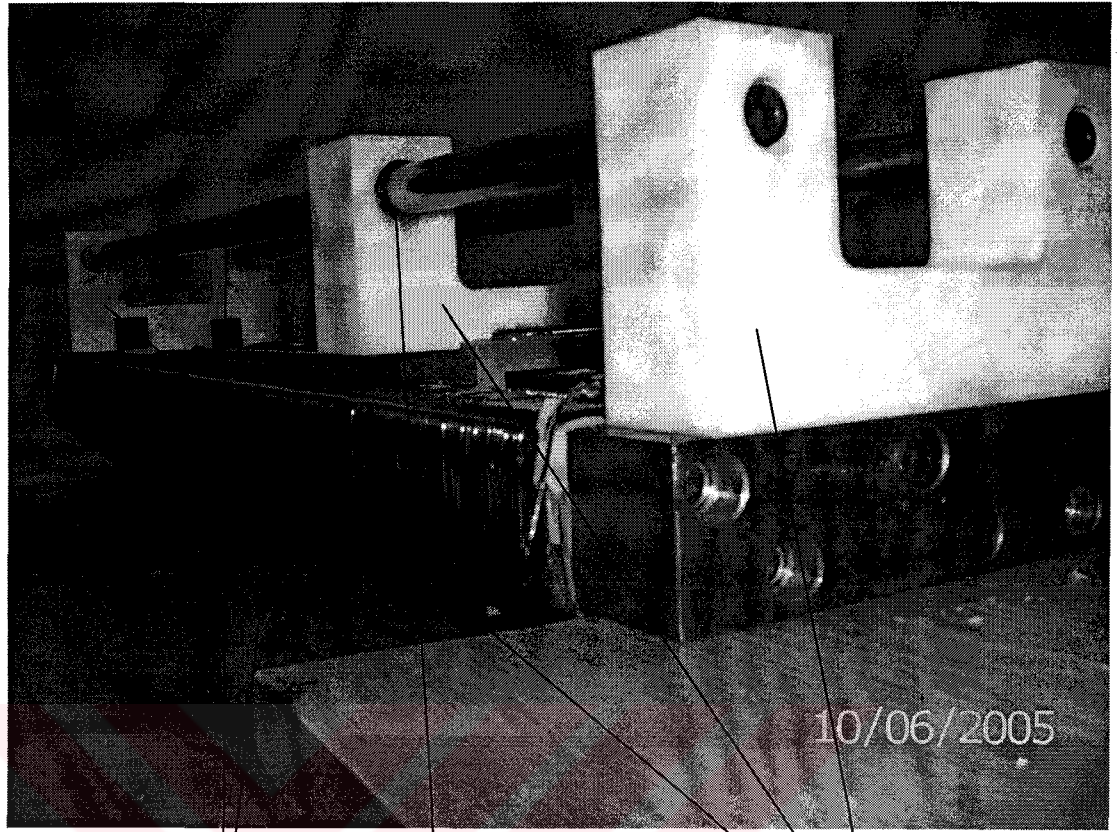
Şekil 3.2 Tasarlanan motorun armatürü

Mıknatısların yapıştırılması için en ideal çözüm metal yapıştırıcılarıdır. Ancak mıknatıslar metal yapıştırıcısı ile bir kez yapıştırıldığında sökülmesi oldukça zordur. Bu nedenle mıknatıslar yerleştirilip yapıştırılırken manyetik kutuplara çok dikkat edilmelidir. Mıknatısın sökülmesi için en kesin çözüm selülozik tiner kullanımıdır, ancak bu tiner mıknatısın nikelajına zarar verebilir. Mıknatıslar yerleştirilirken kutupların tayini en kritik ayrıntıdır. Zira yukarıda anlatılan sebeplerle mıknatısların yanlış yerleştirildiğinde tekrar sökülmesi hem zahmetli bir süreçtir hem de

mıknatıslara zarar verir. Basit bir pusula ile mıknatısların kutupları tayin edilebilir. Armatürde oluşacak kuvveti temsil eden vektörün yönünün her noktada aynı olması için, mıknatısların aynı adlı kutupları aynı yöne bakmalıdır. Şekil 3.2’de gösterilen tüm mıknatısların N kutupları, armatürün iç kısmına bakmaktadır.

Endüktör sargılarına gerilim uygulanınca oluşacak akım, armatürde bir itme kuvveti meydana getirecek ve armatür hareket edecektir. Bu durumda armatürün hareketine yol sağlayacak bir kızak sistemine ihtiyaç vardır. Tasarımın temel noktalarından biri bu kızak sistemidir. Dairesel yapıya sahip bir çubuk, lineer bilyaların üzerinden hareket ederek armatürü taşıyabilir. Ancak burada çubuğun malzemesi önemlidir. Eğer mekanik dayanımı düşük olan alüminyum gibi malzemeden yapılmış çubuk seçilirse bilyalar zamanla çubuğu aşındıracak ve armatürde savrulmalar meydana gelecektir. Bu çalışmada ilk önce mekanik dayanımının yüksek olması sebebiyle demir çubuklar tercih edilmiştir. Ancak bu demir çubukların mıknatısları kendine doğru çektiği ve bu nedenle armatürün hareket etmekte zorlandığı gözlenmiştir. Bunun üzerine kromdan imal edilmiş çubuk kullanılmıştır. Krom çubuğun maliyeti demir çubuğa göre daha fazladır. Bu kızak sistemini motorun üst yüzeyine sabitlemek için teflon bloklar kullanılmıştır. Ayrıca armatürde bir teflon blok üzerine monte edilmiştir. Teflon, mekanik olarak şekillendirilmesi nisbeten daha zor ancak mekanik dayanımı daha yüksek bir malzemedir. Şekil 3.3’de taşıyıcı sistem ve motorun genel görünüşü sunulmuştur.

Motorun endüktörü üç parçalı olarak, demir nüveden tasarlanmıştır. Nüvenin kesit alanı 40×40 mm’dir. Uzunluğu ise 600 mm’dir. Bu uzunluk artırılırsa, taşıyıcı sistemin krom çubuklarında zamanla sarkma olacağı tahmin edilmiştir. Tasarım sırasında karşılaşılan en önemli problem, demir nüvenin mıknatısları kendine doğru çekmesi ve çok büyük akım değerlerinde bile (10 A) armatürün hareket etmemesidir. Bunun sebebi, demir nüve ile mıknatıslar arasında oluşan çekme kuvvetidir. Bölüm 2’de anlatıldığı gibi, bu çekme kuvvetini temsil eden vektör, armatürde oluşan itme kuvvetine dik konumdadır ve armatürün hareket etmesini engelleyici niteliğe sahiptir.



Krom çubuklar

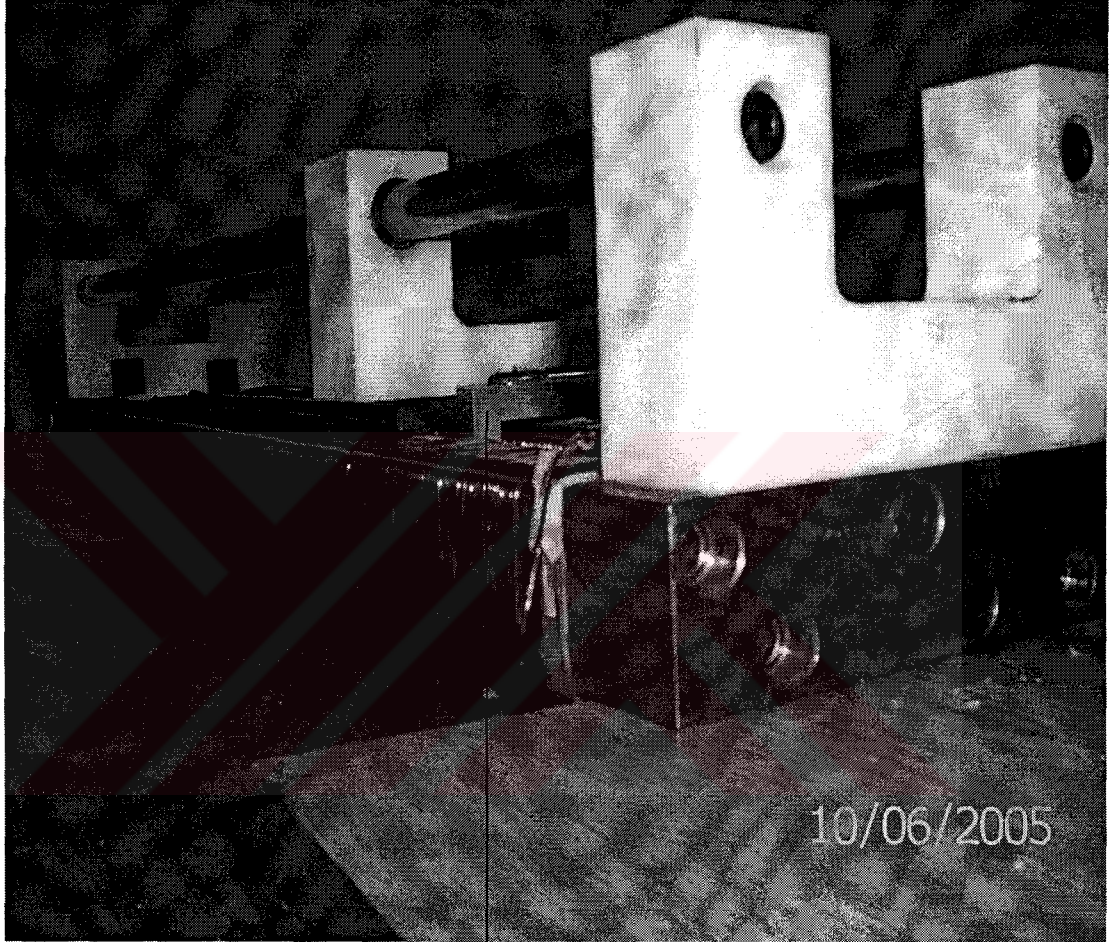
Lineer bilya

Teflon destekler

Şekil 3.3 Taşıyıcı sistemin bileşenleri

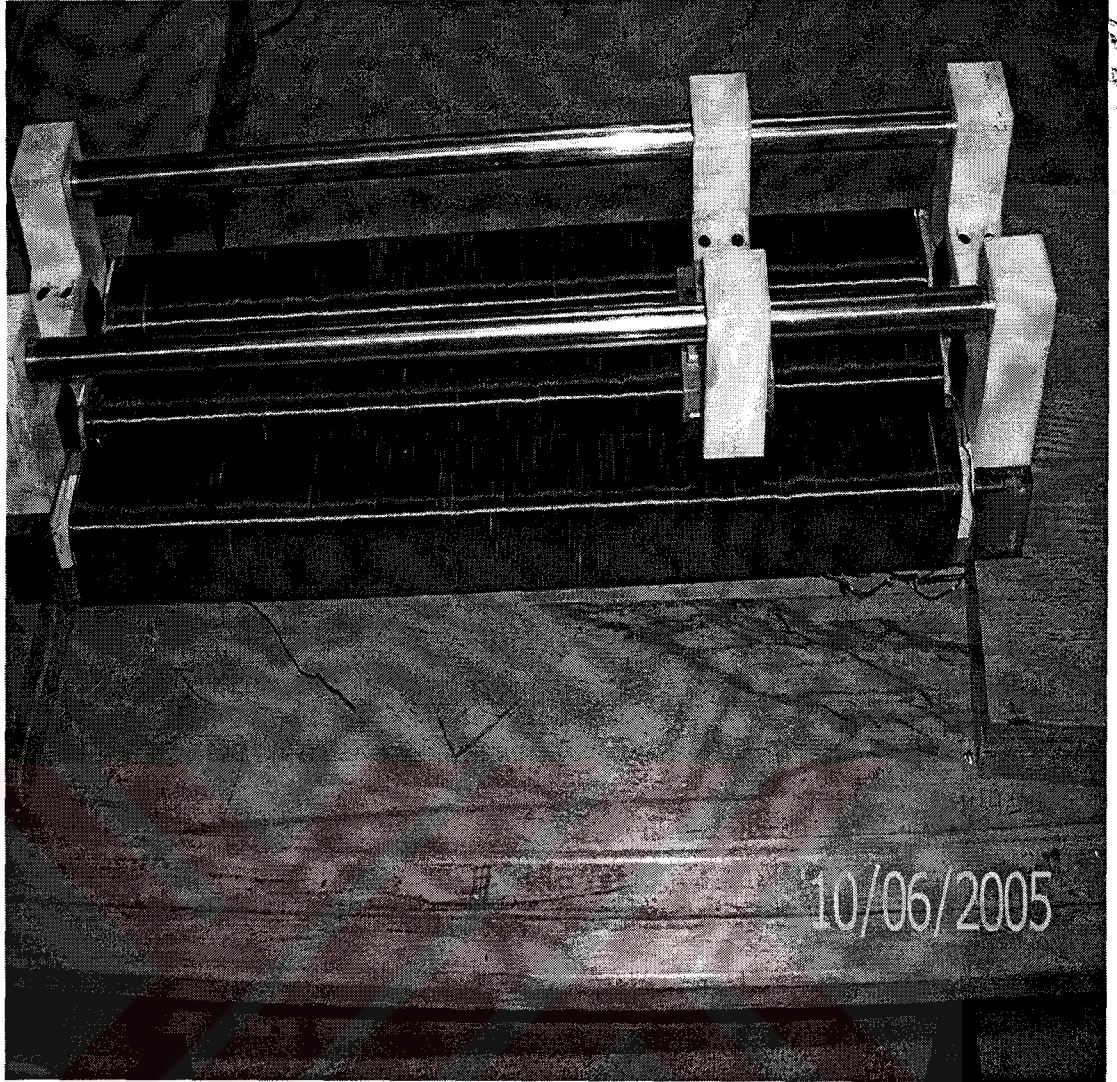
Demir nüve ile armatür arasında oluşan çekme kuvvetinin armatürün hareketini zorlaştırması olarak tanımlanabilecek bu problem, iki farklı yöntemle aşılabılır. Bunlardan birincisi, endüktörde kullanılan malzemeyi değiştirmek ve ferrit kullanmaktır. Ferit malzeme, içinden manyetik akının geçişine kolaylık gösterirken mıknatısa manyetik duyarlılık göstermez. Ancak ferrit malzeme çok pahalıdır. Tasarlanan motorla aynı hacime sahip ferrit malzeme kullanımı motorun maliyetini onlarca kat artırır. Daha pratik ve ucuz bir çözüm, mıknatısın diğer yüzeyine bakacak şekilde, mevcut nüveyle aynı malzemeden yapılmış demir parçasının armatürün üst yüzeyine, armatürün nüveye olan uzaklığına eşit bir uzaklıkta konumlandırmaktır. Böylece bir yönde oluşacak çekme kuvvetine şiddetçe eşit, aynı doğrultulu ancak

yönü tam ters bir çekme kuvveti vektörü yaratılacak ve bu iki vektör birbirini nötrleyerek armatürün sadece itme kuvveti yönünde hareket etmesi sağlanacaktır. Şekil 3.4’de armatürün konumu, Şekil 3.5’de motorun genel görünümü gösterilmiştir.



Armatür

Şekil 3.4 Armatür konumu



Şekil 3.5 Tasarlanan motorun genel görünüşü

Motorun matematiksel modeli ve hesaplamaları şu şekilde özetlenebilir:

İletken çapı $D = 1 \text{ mm}$

Bir profildeki sipir sayısı (Profil uzunluğu 600 mm) $N = 600/1 = 600$ sipir

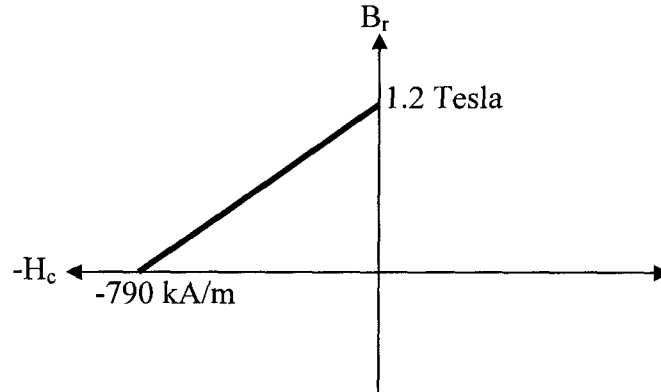
2 kat sarılırsa, $N = 2 \times 600 = 1200$ sipir

Bir sipirin uzunluğu : $4 \times 40 = 160 \text{ mm}$

Bir sipirin direnci $R = L/(K \times S) = 0.16/(56 \times 0.75) = 3.63 \text{ m}\Omega/\text{sipir}$

Bir profildeki toplam direnç $R = 1200 \times 3.63 \times 10^{-3} = 4.356 \Omega$

Kullanılan mıknatısın katalog bilgilerinden artık mıknatısiyeti 1.2 Tesla, zorlayıcı kuvvet 790 kA/m olarak bulunmuştur. Bu değerler Şekil 3.6'dan gösterilmiştir.



Şekil 3.6 Kullanılan mıknatısın performansı

Mıknatısın boyu $l_m = 10 \text{ mm}$

Hava aralığı $l_g = 5 \text{ mm}$

Manyetik geçirgenlik $\mu_0 = 4\pi 10^{-7}$

Mıknatısın yüzey alanı ile hava boşluğundaki alan birbirine eşit alınmıştır $A_m = A_g$

Bu durumda çalışma noktasındaki manyetik akı yoğunluğu ve zorlayıcı kuvvet:

$$H_{mQ} = \frac{-B_r}{(B_r/H_c) + \mu_0 (A_m/A_g)(l_m/l_g)} \quad (3.2)$$

$$H_{mQ} = -297693.81 \text{ kA/m}$$

$$B_{mQ} = (B_r / H_c)H_{mQ} + B_r \quad (3.3)$$

$$B_{mQ} = 0.748 \text{ Tesla}$$

Hava aralığındaki manyetik akı yoğunluğu, 0.4 Tesla olarak tahmin edilmiştir.

Manyetik etki altındaki iletken uzunluğu : 200 mm

Manyetik etki altındaki siper sayısı $25/1 = 25$ siper

Bu durumda oluşacak elektromekanik kuvvet

$$F = N \times B_g \times l \times i$$

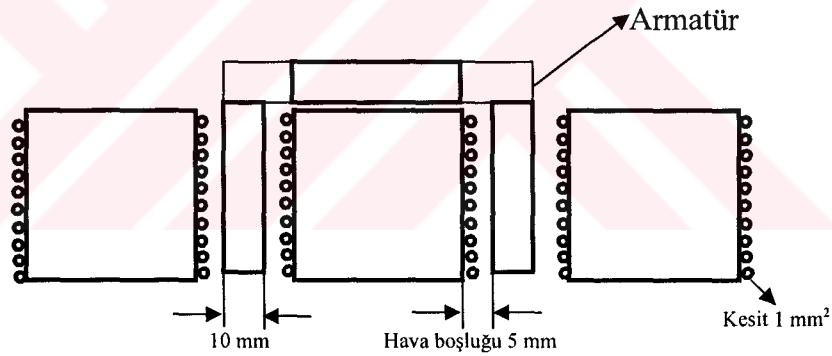
$$F = 40 \times 0.4 \times (200 \times 10^{-3}) \times i$$

$$F = 3.2 \times i \text{ Newton}$$

(3.4)

Motorun ürettiği kuvvet 3.2 newton/amper dir. Yani bir amperlik akım için motor 3.2 Newton kuvvet üretir. Sargılar birbirine paralel bağlandığındaki eşdeğer direnç 1.66Ω olarak ölçülmüştür. Bu durumda sargılardan 3 amperlik bir akım geçirmek ve dolayısıyla 9.6 newtonluk bir kuvvet üretmek için sadece 5 voltluk güç kaynağına ihtiyaç duyulmaktadır.

Şekil 3.7’de tasarlanan motorun kesit görünüşü gösterilmiştir. 40×40 mm boyutlarında, 600 mm uzunluğunda 3 tane düşük karbonlu yumuşak çelik lama arasında, armatürün ve dolayısıyla mıknatısların konumu Şekil 3.7’de gösterildiği gibidir.



Şekil 3.7 Motorun kesit görünüşü

Her üç demir bloktan geçen akımlar, armatürde bir itme kuvveti oluşturacaktır. Ancak her bir bloktan geçen akımın, armatürde aynı yönde itme kuvveti oluşturması için akım yönlerinin doğru tayin edilmesi gerekir. Aksi takdirde, bir bloktan geçen akımın oluşturacağı kuvveti temsil eden vektörle, diğer bir bloktan geçen akımın oluşturacağı kuvveti temsil eden vektörün yönü birbirine ters olursa, bloklar özdeş olduğu için bu iki vektörün bileşkesi sıfır olacak ve dolayısıyla armatür geriye kalan bir sargıdan geçen akımın oluşturacağı kuvvetin yönünde hareket edecektir. Bu durum, motorun gücünün üçte iki oranında azalmasına sebep olacaktır. Relüktansı

azaltmak ve böylece nüvede daha fazla manyetik akı dolaşmasını sağlamak için hava aralığı 5 mm olarak seçilmiştir. Ancak bu 5 mm'lik boşlukta, alan sargısının iletkenleri bulunmakta, çapı 1 mm olan bu iletkenler, iki kat sarıldığında izolasyon malzemesi ile birlikte 2.2 mm'lik bir alan kaplamaktadır. Dolayısıyla hava boşluğunda 2.8 mm gibi oldukça dar bir alan mevcuttur. Bu durumda armatürün iletkenlere sürmesi ve iletkenlerin izolasyonunu ortadan kaldırarak sargının kısa devre olması, hatta iletkenlerin mıknatıslara değerek ark oluşturması gibi ciddi olasılıklar söz konusudur. Bu olasılıkları ortadan kaldırmak için, armatürün yataklamasının çok iyi yapılması gerekir. Armatür kesinlikle sağa ya da sola hareket etmemelidir.



4. BULANIK MANTIK

4.1 Giriş

Değişik biçimde ortaya çıkan karmaşıklık ve belirsizlik gibi tam ve kesin olmayan bilgi kaynaklarına **bulanık** kaynaklar adı verilir. M.Ö. 250’li yıllarda ortaya çıkan ve bugün hala tüm sayısal elektronik sistemlerin çalışmasına temel teşkil eden klasik Aristo mantığına göre herhangi bir değişken ya da durum, ayrık iki değerden yalnızca birini alır. Bu değerler 1 ve 0 dır. Örnek vermek gerekirse; bir lamba ya yanıyor ya da sönmüştür. Lamba yanıyor bu durum sayısal olarak 1 ile, lamba yanmıyorsa bu durum sayısal olarak 0 ile temsil edilir. Bir a değişkenin, bir kapının açık ya da kapalı olması durumunu temsil ettiği düşünülürse, kapı açıksa a değişkeni 1 değerini alır, kapı kapalı ise a değişkeni 0 değerini alır.

Günlük yaşamdaki olaylar incelendiğinde, herhangi bir durumun çoğu zaman yukarıdaki gibi kesin ifadelerle tanımlanamayacağı görülür. Gerçek dünyadaki sorunlar ne kadar yakından incelenirse çözümün daha da bulanık hale geleceği görülecektir. Çünkü insanların tümü, bilgiyi aynı anda aynı şekilde algılayamaz ve çoğu zaman kesin sonuçlar çıkaramaz. En basit ve en yaygın örnekle, klasik mantığa göre bir cisim sıcaktır ya da soğuktur. Bu iki kesin ifadenin dışında, cismin sıcaklığı başka herhangi bir sayısal yada sözel ifadeyle temsil edilemez. Bir cismin ılık olması, klasik mantık için bir kararsızlık, belirsizlik durumunu ifade eder ve klasik mantıkla çalışan sistemler böyle bir veriyi işleyemez, ihmal eder. Ayrıca, yukarıdaki sıcak ve soğuk kelimeleri farklı insanlar tarafından farklı algılanır, görecelidir. Çölde yaşayan bir insan ancak 35°C ve daha üstü sıcaklık değerlerini “sıcak” olarak tanımlarken, kutuplarda yaşayan bir insan, 0°C ’yi bile yüksek bir sıcaklık değeri olarak tanımlayabilir. Aynı şekilde, klasik mantığa göre bir insan ya yaşlıdır ya da gençtir. Ancak insanın yaşça gelişmişlik düzeyi, farklı gelişim dönemleri için farklı sıfatlarla ifade edilir. 30 yaşın bir sınır değeri olduğu kabul edilirse, klasik mantığa göre 30 ve üstü insanlar yaşlı, 30 yaşının altındaki insanlar genç olarak ifade edilir. Oysa 28 yaşındaki bir insan ile 32 yaşındaki bir insanın arasında fiziksel gelişmişlik düzeyi açısından pek bir fark olmayacağı açıktır. Böylesi kesin sınıflandırmalar,

günlük yaşamdaki problemleri tam olarak modelleyemez. Bulanık mantık, bu gibi tam ve kesin olmayan problemlerin modellenmesi ve çözüme kavuşturulmasında oldukça etkilidir. Bulanık mantık ilk defa 1965 yılında Azeri asıllı Lütüf Askerzade tarafından ortaya atılmış bir kavramdır. Askerzade, çalışmalarında doğrusal olmayan denklemlerle fazlaca karşılaşması, bu denklemlerin klasik yöntemleri daha da karmaşık hale getirmesi ve çözümünü zorlaştırması nedeniyle yeni, modern bir kontrol yaklaşımına ihtiyaç duymuştur. Bugün mühendislik bilimlerine ek olarak, iktisadi bilimlerde, fen bilimlerinde hatta sosyal bilimlerde yaygın olarak kullanılan bulanık mantık, Askerzade tarafından ilk kez ortaya atıldığında, özellikle batı toplumları tarafından oldukça yoğun eleştiri almış ve bulanık mantığın temelinde bulunan “bulanıklaştırma” işleminin bilimsel ilkelere uymadığı, hatta bilime karşı geldiği eleştirilerine maruz kalmıştır. Uzakdoğu ülkeleri, özellikle Japonya ise bulanık mantığa çok önem vermiş, bulanık mantık tabanlı kontrolörler geliştirmiş ve bu kontrolörlerden oldukça yüksek performans elde etmiştir. Zamanla batı dünyasında ve Amerika’da da bulanık mantık yaygınlaşmış ve modern bir kontrol teknolojisi haline gelmiştir.(Şen, 2003)

4.2 Bulanık Kümeler

Bulanık mantık, küme teoremiyle açıklanır. Bulanık küme teoremini açıklamak amacıyla, ilk önce klasik kümeler tanıtılmış ve daha sonra klasik küme matematiğinin temel aksiyomları sunulmuştur. İyi tanımlanmış nesneler topluluğuna küme denir. Klasik kümelerin belirtilmesi için çeşitli yöntemler vardır. Örnek olarak, listeleme yönteminde kümenin elemanları;

$$K=\{1,2,3,4,5\} \quad (4.1)$$

şeklinde gösterilirken, ortak özellik yönteminde;

$$K=\{x: x<6, x \in \mathbb{N}\} \quad (4.2)$$

şeklinde gösterilir. Bu küme aynı zamanda Venn şeması ile de gösterilebilir. Ayrıca, belirli bir E evrensel kümesinde tanımlanan bir A kümesine ait karakteristik

fonksiyon, E'nin herhangi bir elemanı için eğer o eleman A kümesine ait ise 1 değerini alır, eğer o eleman A kümesine ait değilse karakteristik fonksiyon 0 değerini alır. Böyle bir küme belirtme yöntemine, “karakteristik fonksiyon ile küme gösterim şekli” denir.

Klasik kümelerde tanımlanan işlemler birleşim, kesişim ve tümleme işlemleridir. Örnek olarak,

$$E=\{1,2,3,4,5,6,7,a,b,c,d,e,f,g\} \quad A=\{1,2,3,4,5\} \quad \text{ve} \quad B=\{a,b,c,d,e,1,2\} \quad (4.3)$$

kümeleri ele alınsın. Burada E evrensel küme, A ve B kümeleride bu evrensel kümenin alt kümelerinden iki tanesidir. Bu iki kümenin birleşimi;

$$A \cup B = \{1,2,3,4,5,a,b,c,d,e\} \quad (4.4)$$

şeklinde gösterilirken, aynı iki kümenin kesişimi;

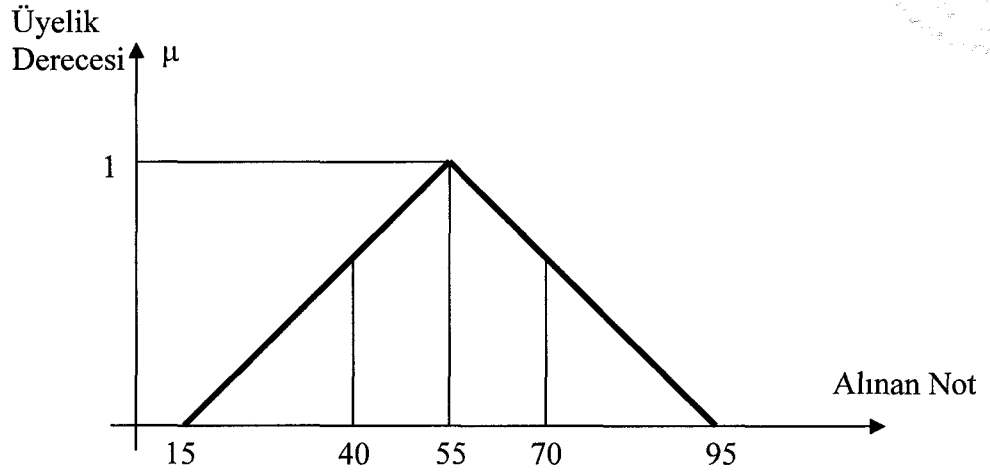
$$A \cap B = \{1,2\} \quad (4.5)$$

elemanlarından oluşan kümeye karşılık gelir. Herhangi bir kümenin tümleyeni, o kümede bulunmayıp evrensel kümede bulunan elemanları ifade eder ve şu şekilde gösterilir;

$$\bar{A} = \{6,7,a,b,c,d,e,f,g\} \quad (4.6)$$

Klasik kümelerle ilgili olarak açıklanan tanımlar ve işlemler göz önünde bulundurulursa, herhangi bir elemanın bir kümeye ait olma ya da üyelik derecesi, sadece kesikli iki değerle ifade edilebilmektedir. Eğer eleman o kümeye ait ise üyelik derecesi 1, değil ise 0 dır. Bulanık kümeler, değişik üyelik derecelerine sahip elemanlardan oluşan kümelerdir. Bulanık kümelerde üyelik dereceleri, 0 ve 1 arasında sürekli bir fonksiyonları ifade eder. Bu fonksiyonlara üyelik fonksiyonları denir. Herhangi bir üyelik fonksiyonu, grafiksel olarak diğer üyelik fonksiyonlarından farklı şekil ile ifade edilebilir. Örnek olarak, bir sınavdan

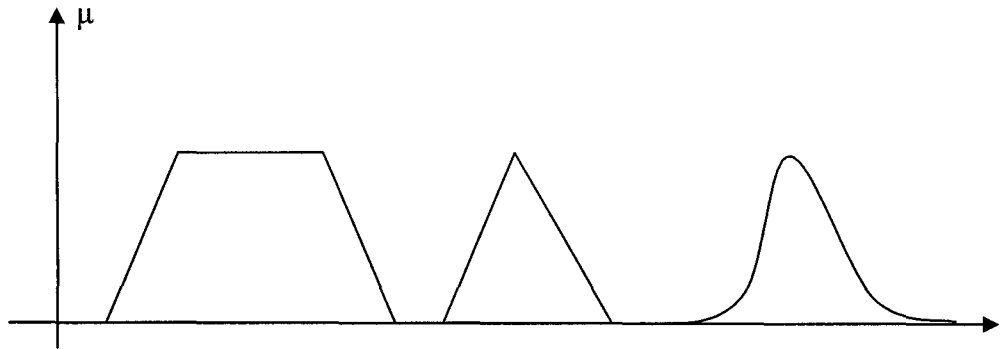
öğrencilerin aldığı notların üyelik fonksiyonları aşağıdaki gibi bir grafik ile gösterilebilir:



Şekil 4.1 Üyelik derecesi fonksiyonu

Her bir bulanık kümenin üç temel özelliği sağlanması gerekir:(Şen,2003)

- 1) Bulanık küme normal olmalıdır. Bu şartın sağlanması için o kümede bulunan elemanlardan en az bir tanesinin üyelik derecesi 1'e eşit olmalıdır.
- 2) Bulanık küme monoton olmalıdır. Bu şartın sağlanması için, üyelik derecesi 1'e eşit olan küme elemanının yakın sağında ve yakın solunda bulunan elemanların üyelik derecelerinin 1'e yakın olması gerekir.
- 3) Bulanık küme simetrik olmalıdır. Bu şartın sağlanması için, üyelik derecesi 1'e eşit olan elemandan sağa ve sola eşit mesafede hareket edildiği zaman bulunan elemanların üyelik derecelerinin birbirine eşit olması gerekir. Şekil 3.2 de çeşitli üyelik fonksiyonları sunulmuştur.



Şekil 4.2 Bazı üyelik fonksiyonları

Bulanık kümelerde, küme elemanlarını tanımlarken her elemanın üyelik derecesi belirtilir. Bir A kümesinin her bir x elemanı, $\mu_A(x)$ ile gösterilen bir üyelik derecesine sahiptir. Bulanık kümeyi tanımlarken de, tıpkı klasik kümede olduğu gibi, farklı gösterim şekilleri kullanılabilir. Örneğin sıralı ikililer şeklinde gösterilebilir:

$$A = \{(5,0.2), (10,0.4), (15,0.6), (20,0.8), (25,0.6), (30,0.4), (35,0.2)\} \quad (4.7)$$

Bu sıralı ikililerde ilk terim kümenin elemanını, ikinci terim o elemanın üyelik derecesini belirtir. Bulanık kümelerdeki birleşim, kesişim ve tümlleme işlemlerini açıklamak amacıyla, aşağıda A ve B gibi iki bulanık küme tanımlanmıştır:

$$A = \{(1,0.1), (3,0.3), (a,0.5), (b,0.7)\} \quad B = \{(5,0.5), (1,0.3), (a,0.9), (h,1)\} \quad (4.8)$$

Birleşim işlemi için, ortak elemanların üyelik derecelerinden büyük olanı alınır, diğer bir ifadeyle maksimum işlemi uygulanır. Örneğin a elemanının, birleşim işlemi sonucundaki üyelik derecesi:

$$\mu(a) = \text{maksimum}(0.5, 0.9) \quad (4.9)$$

Buna göre bu iki kümenin birleşimi:

$$A \cup B = \{(1,0.3), (3,0.3), (a,0.9), (b,0.7), (5,0.5), (h,1)\} \quad (4.10)$$

Kesişim işlemi için ise minimum kuralı uygulanır:

$$A \cap B = \{(1,0.1), (a,0.5)\} \quad (4.11)$$

Tümlleme işlemi, kümenin her bir elemanının üyelik derecesinin 1'den çıkarılması ile sağlanır. A kümesinin tümleyeni:

$$\bar{A} = \{(1,0.9), (3,0.7), (a,0.5), (b,0.3)\} \quad (4.12)$$

Bulanık bağıntı, iki bulanık küme arasında tanımlanmış ilişkidir ve bu bağıntının kendisi de bir bulanık kümedir. Bulanık bağıntılar kartezyen çarpım uzayında ifade edilirler. A ve B gibi sonlu iki bulanık küme arasındaki bağıntı aşağıdaki gibi bir matrisle ifade edilebilir:

$$A = (a_1, a_2, \dots, a_n) \quad B = (b_1, b_2, \dots, b_n) \quad (4.13)$$

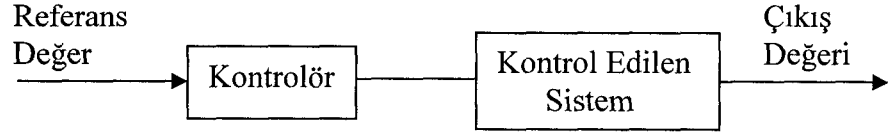
$$R = \begin{matrix} & \begin{matrix} a_1 & a_2 & \cdot & \cdot & \cdot & a_n \end{matrix} \\ \begin{matrix} \mu_R(a_1, b_1) & \mu_R(a_1, b_2) & \dots & \mu_R(a_1, b_n) \\ \mu_R(a_2, b_1) & \mu_R(a_2, b_2) & \dots & \mu_R(a_2, b_n) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \mu_R(a_n, b_1) & \mu_R(a_n, b_2) & \dots & \mu_R(a_n, b_n) \end{matrix} & \begin{matrix} b_1 & b_2 & \dots & b_n \end{matrix} \end{matrix} \quad (4.14)$$

R matrisine bağıntı matrisi, ilişki matrisi ya da bulanık matris denir. Böyle bir bağıntıya örnek olarak, bir doğru akım motoruna uygulanan gerilim ile motorun devir sayısı arasındaki ilişki verilebilir. Burada A ve B kümeleri bulanık kümeler olduğu için, A bulanık kümesi “60 volt civarında gerilim” ve B bulanık kümesi “1500 devir/dakika civarında hız” olabilir. Buna göre, farklı gerilim değerlerinin 60 volt gerilim değerine üyelik dereceleri hesaplanır. Aynı şekilde farklı devir sayısı değerlerinin 1500 devir/dakika değerine olan üyelik dereceleri hesaplanır. Bu değerlerin hesaplanmasında sınıflandırma, kosinüs genliği gibi yöntemler kullanılır. Bulunan değerlere göre ilişki oluşturulur.

4.3 Bulanık Kontrol Sistemleri

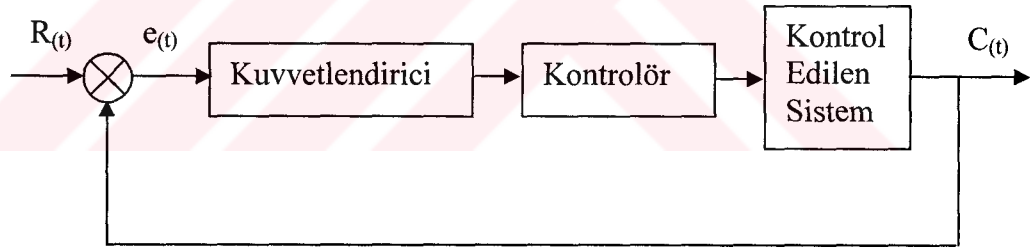
Sistem, belirli bir amacı yerine getirmek için bir araya getirilmiş parçalar bütünüdür. Bir kontrol sisteminin amacı, belirli durumları ve değişkenleri tanımlanan bir aralıkta gözlemlemek, tanımlanan denetleme işlemlerini uygulayarak sistemi

istenen duruma getirmek ve bu durumda minimum hatayla tutarak kararlı olarak çalışmasını sağlamaktır. Kontrol sistemleri, yapılarına bağlı olarak açık çevrim ve kapalı çevrim kontrol sistemleri olmak üzere iki gruba ayrılır. Açık çevrim kontrol sistemlerinde, çıkış büyüklüğünün kontrol hareketine etkisi yoktur. Çıkış büyüklüğü ile referans değer karşılaştırılmaz.



Şekil 4.3 Açık çevrim kontrol sistemi blok diyagramı

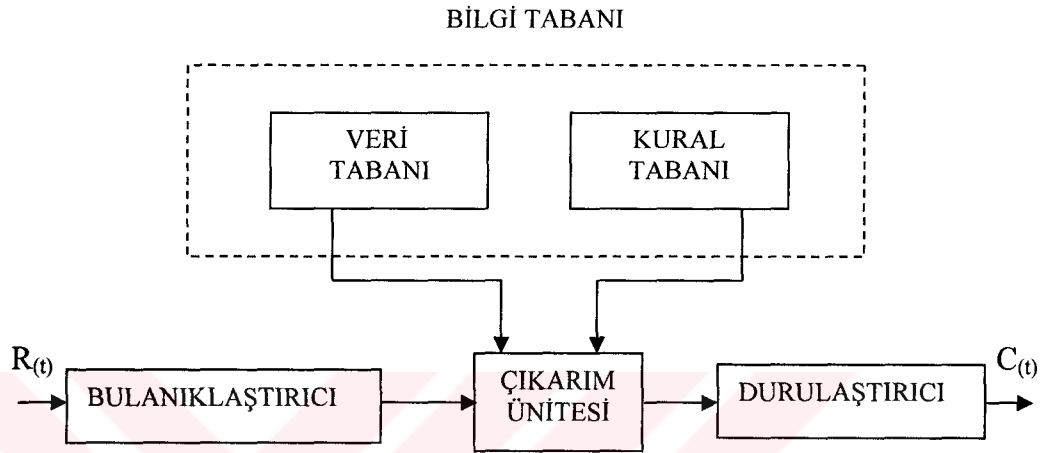
Kapalı çevrim kontrol sistemlerinde ise çıkış değeri referans değer ile karşılaştırılarak hata değeri elde edilir. Hata değeri, istenen çıkış değerinden sistemin ne derece saptığının ölçüsüdür. Hatanın değerini belirlemek amacıyla, çıkış değerinin referans değerle karşılaştırmak için sistem girişine gönderilmesi işlemine geri besleme denir.



Şekil 4.4 Kapalı çevrim kontrol sistemi blok diyagramı

Klasik kontrol sistemleri, işlevlerini yerine getirebilmek için sistemin matematiksel modeline ihtiyaç duyarlar. Kontrolör, kontrol edilen sistemin matematiksel ifadesine bağımlı olarak tasarlanır. Ancak kontrol edilen sistemin matematiksel modelini elde etmek her zaman mümkün olmayabilir. Özellikle sistem lineer değilse, sistem parametrelerini kontrol altında tutmak iyice zorlaşır. Çeşitli yaklaşım ve kabullerle, matematiksel ifadesi tam olarak bilinmeyen ya da lineer olmayan sistem için bir kontrolör tasarlanabilir ancak kontrol sistemi kendisinden beklenen işlevleri çok düşük bir verimle yerine getirebilir ya da umulmayan

durumlarda, tanımlanan kontrol probleminin çözümü gerçekleştirilemez. Bulanık kontrol sistemleri, kontrol edilen sistemin matematiksel modeline ihtiyaç duymaz. Kontrol edilen sistemin doğrusal olmaması durumunda dahi yüksek verimle çözümü gerçekleştirir. Bunlara ek olarak, bulanık kontrolörler oldukça esnektir, bulanık kontrol sisteminde değişiklik yapılması klasik kontrol sistemlerine kıyasla oldukça kolay ve sorunsuzdur. Bir bulanık kontrolör, Şekil 4.5 de gösterilen bileşenlerden oluşur.



Şekil 4.5 Bulanık kontrolörün yapısı

Bulanıklaştırma birimi günlük yaşamda kullanılan gerçek sayısal değerleri dilsel değişkenlere dönüştürür. Yani sayısal bir değer sözel bir ifadeye dönüştürülmüş olur. Bulanık kontrolör bu işlemi yaparken bilgi tabanını kullanır. Bilgi tabanı, veri tabanı ve kural tabanı olmak üzere iki alt birimden oluşur. Veri tabanı bulanık kontrol kurallarını ve üyelik fonksiyonlarını içerir. Kural tabanı ise bulanık kontrolün gerçekleştirilmesini sağlayan kuralların belirtildiği bilgi tabanıdır. Kural tabanındaki kurallar aşağıdaki formda ifade edilir:

$$\text{EĞER } <\text{şart}> \text{ İSE } <\text{sonuç}> \text{ DIR.} \quad (4.15)$$

Şart ve sonuç ifadeleri birer dilsel değişkendir. Bu dilsel değişkenler en genel biçimde şu şekilde ifade edilir:

NB: Negatif küçük

NM: Negatif orta

NS: Negatif büyük

ZE: Sıfır

PS: Pozitif küçük

PM: Pozitif orta

PB: Pozitif büyük

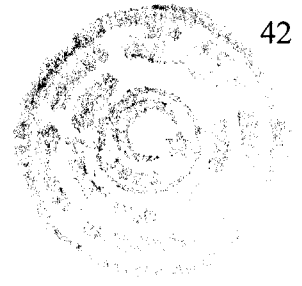
Çıkarım ünitesi, bulanıklaştırıcının çıkışındaki dilsel ifadelerle bilgi tabanındaki kuralları karşılaştırarak bir döngü içinde kontrol değerlerini bulur. A ve B gibi iki bulanık küme arasındaki ilişki, 4.14 ifadesiyle anlatılan ilişki matrisi ile ifade edilir. Bu matrisin herbir bileşeni, farklı yöntemler kullanılarak elde edilebilir. Bu yöntemlerden biri “minimum almak”tır. Her bir “minimum” işleminin sonucu tekrar değerlendirmeye alınır. İlk önce minimum işlemi uygulanarak her bir kuralın çıkış üzerinde ne derece etkili olacağı bulunur. Sonra çıkışların üzerinde maksimum işlemi uygulanarak bulanık sonuç elde edilir.

Durulaştırıcı ünitesi, çıkarım ünitesinden gelen bulanık kontrol sinyallerini günlük yaşamda kullanılan duru, kesin sayısal değerlere dönüştürür. Bu işlemi yapmak için de farklı yöntemler vardır. Bunlardan yaygın olarak kullanılanı ağırlık merkezi yöntemidir. Ağırlık merkezi yönteminde üyelik fonksiyonların bulanık çıkışlarının skaler ağırlıkları çarpılarak toplamaları alınır. Elde edilen değerün üyelik fonksiyon değerlerinin toplamına bölünmesiyle sayısal kontrol değeri bulunur.

$$U = \frac{\sum_{i=1}^n w_i * \mu(w_i)}{\sum_{i=1}^n \mu(w_i)} \quad (4.16)$$

4.16 ifadesinde, n kural sayısını, $\mu(w_i)$ üyelik fonksiyonunu göstermektedir. Bulanık mantık kuramının insan düşünüş tarzına çok yakın olması en büyük üstünlüğünü oluşturmaktadır. Bulanık mantık yaklaşımında işaretlerin bir önışlemeye tabi tutulmaları ve geniş bir alana yayılmış değerlerin az sayıda üyelik fonksiyonlarına indirgenmeleri, uygulamaların daha hızlı bir şekilde sonuca ulaşmasını sağlar. Bunlara ek olarak bulanık mantığın güçsüz olduğu bir takım noktalar da vardır. Örneğin bulanık sistemlerin öğrenme yeteneği yoktur. Ayrıca bilgi tabanının oluşturulmasında çoğu zaman uzman bilgisine ihtiyaç duyulur.(Elmas, 2003).





5. YAPAY SİNİR AĞLARI

5.1 Yapay Sinir Ağlarının Tanımı

Yapay sinir ağları, insan beyninin sinir ağlarını ve dolayısıyla davranışlarını taklit eden yazılımlardır. İnsan beyni, çeşitli algılayıcılar vasıtasıyla aldığı bir takım uyarıları yorumlayarak bir sonuç üretir ve bu sonucu ilgili hücrelere iletir. Yapay sinir ağları da, çevreden sensörler vasıtasıyla aldığı bir takım bilgileri işleyerek insanın düşünme yetisini taklit eder ve bir sonuç üreterek bunu ilgili sisteme elektriksel uyarılar vasıtasıyla iletir.(Elmas,2004)

Yapay sinir ağları, insan beyninden esinlenerek geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan ve her biri kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır. Bununla beraber, bir programcının geleneksel yeteneklerini gerektirmeyen, kendi kendine öğrenme düzenekleridir.

Günlük yaşamda yapay sinir ağlarının pratik kullanım alanları olarak denetim, sistem modelleme, ses tanıma, parmak izi tanıma, meteorolojik yorumlama, fizyolojik işaretleri izleme ve yorumlama sayılabilir. Bunlar genel hatlarıyla mühendislik uygulamalarıdır. Ancak yapay sinir ağlarının kullanımı mühendislik uygulamalarıyla sınırlı değildir. Finans, endüstri, eğitim, iktisat, işletme gibi birçok alanda da kullanılmaktadır. Tüm bu uygulama alanları üç başlık altında toplanabilir: Sınıflandırma, Tahmin ve Modelleme.(Elmas,2004)

Sınıflandırma, yapı itibariyle benzer öğelerin belirli niteliklere göre ayrıştırılmasıdır. Örneğin mikropların sınıflandırılması, imza teşhisi, tıbbi teşhis gibi. Tahmin, bilinen nesnel gerçeklerin ve sistemin geçmiş davranışlarının bir arada değerlendirilip, ilgili sisteme ilişkin geleceğe yönelik kestirimlerde bulunmaktır. Örneğin bir ürünün gelecekteki olası satış miktarı, üretim ihtiyacı, hatta seçim sonuçları ve at yarışları gibi. Modelleme, denetim altında tutulmak istenen bir sistemin yapısını ve karakteristiğini ortaya çıkarma uğraşıdır. Örneğin dinamik sistemlerin kontrolü, robot kontrolü, motor kontrolü gibi uygulamalarda yapay sinir ağlarının performansı yüksektir.

Tıpkı bulanık mantıkta olduğu gibi, yapay sinir ağları da, kontrol edilen sistemin matematiksel modeline ihtiyaç duymazlar. Kontrol mühendisliğinde yapay sinir ağlarını güçlü kılan en önemli etkenlerden biri budur. Zira özellikle sistem doğrusal değilse, matematiksel modeli elde etmek çok güçtür, hatta model oluşturulsa bile o modelin gerçek sistemi temsil etme yeteneği kusursuz değildir. Ayrıca buna ek olarak, yapay sinir ağları, bulanık mantıkta kullanılan kural tabanına da ihtiyaç duymaz. Öğrenme kabiliyeti vardır ve bu öğrenme işlemi farklı algoritmalarla yapılabilir. Bunların beraberinde getirdiği bir eksiklik, yapay sinir ağları ile kontrol edilen bir sistemin yapısı ve içeriği hakkında bilgi sahibi olunamaz.

5.2 Bir Yapay Sinirin Mimarisi ve Özellikleri

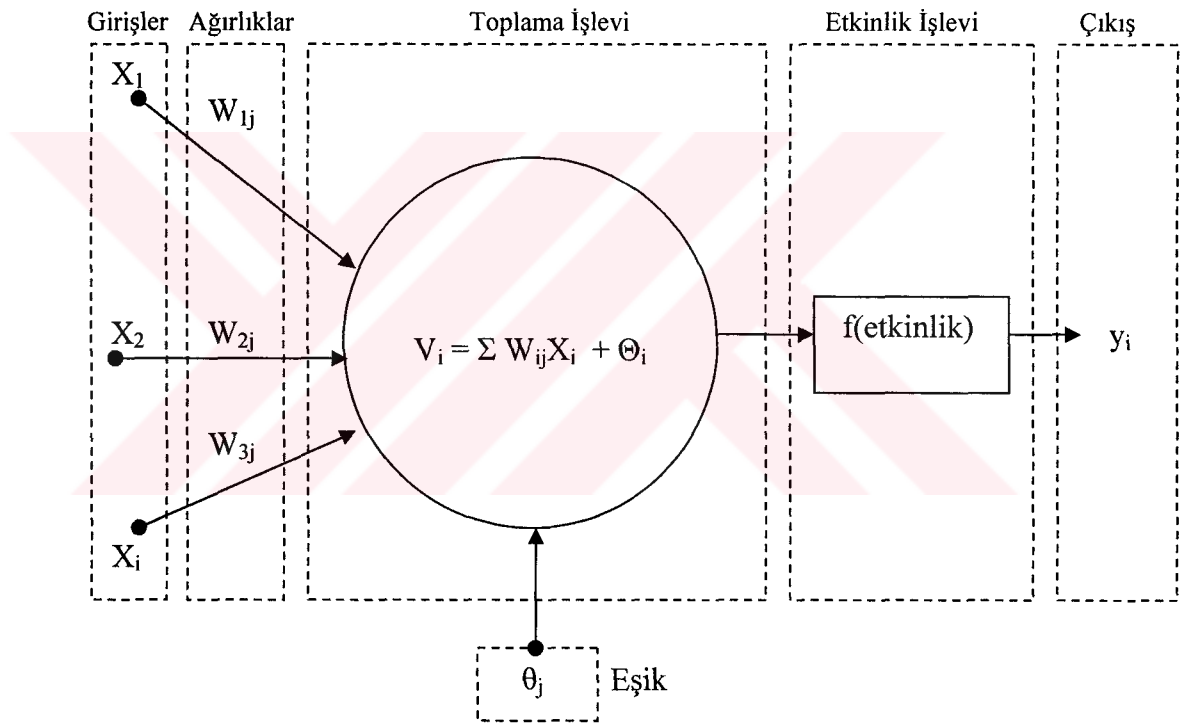
Yapay sinir, biyolojik bir siniri taklit eder. Dolayısıyla yapay sinirin yapısının ve fonksiyonunun açıklanabilmesi, biyolojik sinirin yapısının kısaca tanıtılmasını zorunlu kılar.

Hücre, canlı vücudunun en temel parçasıdır. İnsan beyinde yaklaşık 10^{10} tane sinir hücresi ve bu hücrelerin her birinin yaklaşık 10^4 komşu bağlantısı vardır. Bu bağlantılar uyarı iletim işlevi görürler. Sinir hücreleri çok kutuplu, iki kutuplu, tek kutuplu ve anaksonik olmak üzere gruplandırılabilir. Çok kutuplu bir hücrenin çok sayıda dendriti ve bir tane aksonu vardır. Bu sinirlerin hücre gövdeleri omiriliğin ön boynuzunda bulunur ve miyelin tabaka ile çevrelenir. Miyelin tabaka, stoplazma ile hücreler arası sıvı arasındaki kapasiteyi düşürerek, işaretlerin yayılma hızını artırmaya yarayan yalıtım malzemesidir. Miyelinli sinirlerle iletim, miyelinsizlere göre oldukça hızlıdır.

Tüm doğal sinirlerin dört temel bileşeni vardır. Bunlar, dendrit, soma, akson ve sinapstır. Temel olarak biyolojik sinir diğer kaynaklardan girişleri alır, soma girişleri doğrusal olmayan bir biçimde işler. Akson, işlenmiş girişleri çıkışa aktarır. Sinaps diğer sinirlere çıkışı gönderir. Bir sinirden diğer bir sinapse işaretlerin taşınması oldukça karmaşık bir kimyasal süreçtir. Alınan işaret, hücrenin içindeki elektrik potansiyelinin daha altındaysa etki ortaya çıkar. Eğer potansiyel bir eşik değerine

ulaşırsa akson içine bir işaret gönderir. Buna hücrenin uyarılması denir. Sinirin işlevi sinaps boyunca dendrite ulaşan uyarıları alarak bunlardan aksiyon potansiyeli oluşturmak veya oluşturmamaktır. Aksiyon potansiyeli genel olarak 0.1 mV genliğinde 1 milisaniyelik elektriksel nabız alır ve akson boyunca 120 m/s hızla hareket eder.

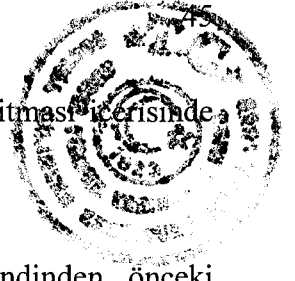
Yapay sinir ağları, ana hatlarıyla yukarıda anlatılan yapıyı taklit ederler. Yapay sinir ağlarının temel birimi işlem elemanı ya da düğüm olarak adlandırılan yapay bir sinirdir. Şekil 5.1’de yapay bir sinir (düğüm) gösterilmiştir.



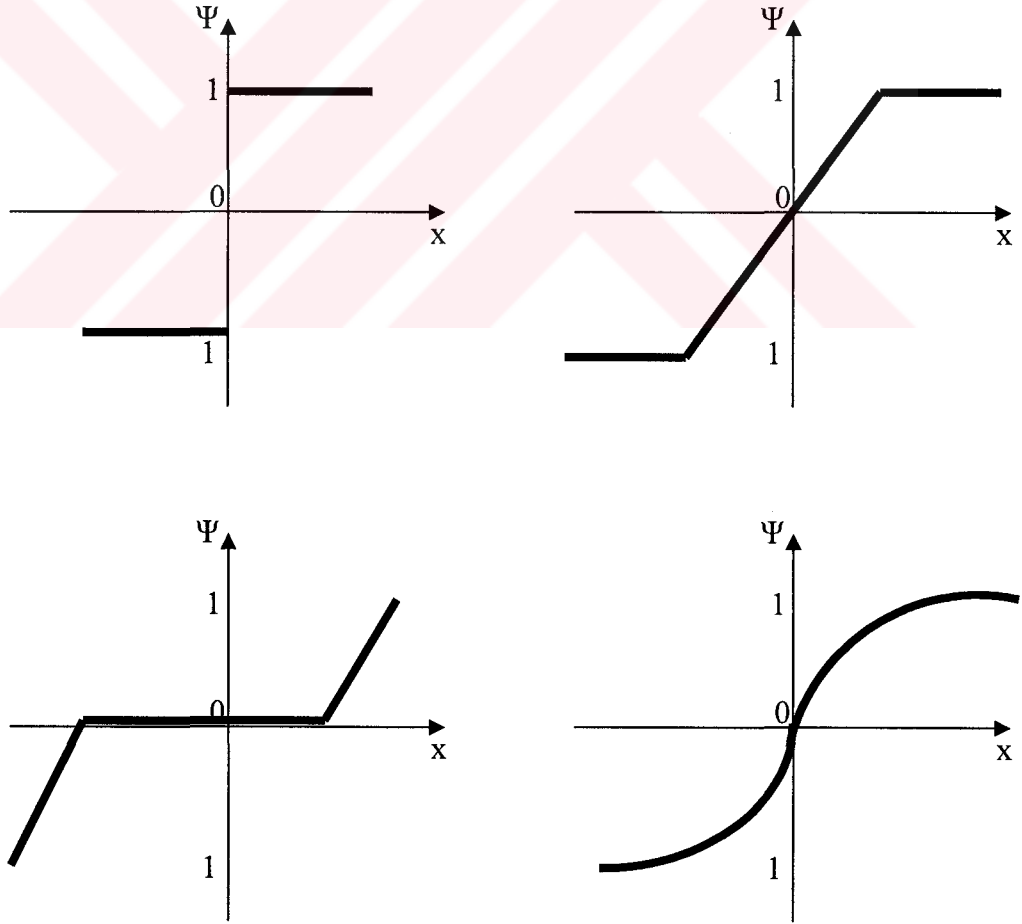
Şekil 5.1 Bir yapay sinir (düğüm)

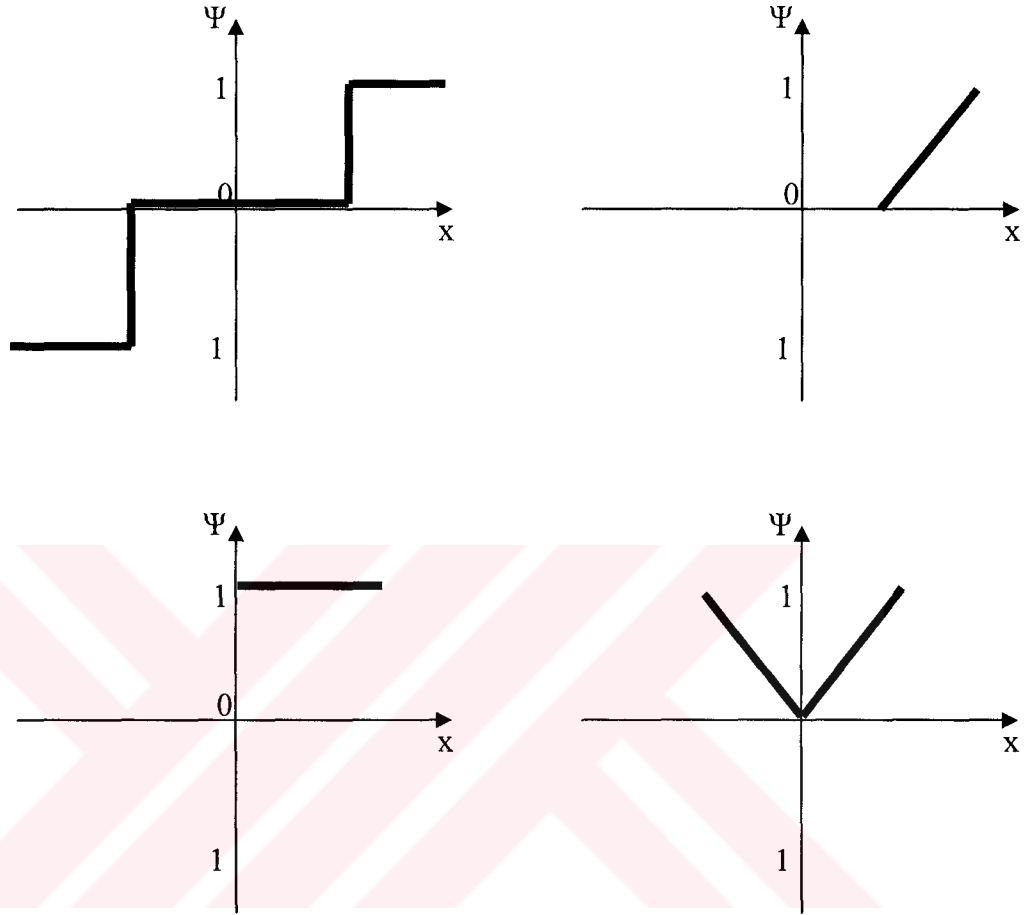
Girişler x_i sembolüyle gösterilmiştir. Bu girişlerin her biri ağırlık w ile çarpılır. Bu çarpım sonucu, eşik değeri θ_j ile toplanır. Sonucu oluşturmak için etkinlik işlevi ile işlem yapılır ve y_i çıkışı alınır. Tüm yapay sinir ağları bu temel yapıdan türetilmiştir. Bu yapıdaki farklılıklar yapay sinir ağlarının farklı sınıflandırılmasını

sağlar. Bir yapay sinirin öğrenme yeteneği, seçilen öğrenme algoritması içerisinde, ağırlıkların uygun bir şekilde ayarlanmasına bağlıdır.



Girişler çevreden aldığı bilgiyi sinire getirir. Girişler, kendinden önceki sinirlerden veya dış dünyadan sinir ağına gelebilir. Ağırlıklar yapay sinir tarafından alınan girişlerin sinir üzerindeki etkisini belirleyen uygun katsayılardır. Her bir giriş kendine ait bir ağırlığa sahiptir. Bir ağırlığın değerinin büyük olması, o girişin yapay sinire güçlü bağlanması ya da önemli olması, küçük olması ise zayıf bağlanması ya da önemsiz olması demektir. Toplama işlevi V_i sinirde her bir ağırlığın ait olduğu girişlerle çarpımının toplamalarını eşik değeri ile toplayarak etkinlik işlevine gönderir. Toplama işlevinin sonucu etkinlik işlevinden geçirilip çıkışa iletilir. Etkinlik işlevinin kullanım amacı, zaman söz konusu olduğunda toplama işlevinin çıkışının değişmesine izin vermektir. Etkinlik işlevine örnek teşkil eden sekiz eğri Şekil 5.2’de gösterilmiştir.





Şekil 5.2 Farklı etkinlik işlevleri

Sinir, etkinlik işlevinin eşik değeri altında çıkış üretmez. Sinir, etkinlik işlevinin eşik seviyesinin üzerinde çıkış üretir. Etkinlik işlevinin çıkışı y_i , giriş vektörleri tarafından uyarıldığında denklem 5.1'deki gibi tanımlanır:

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{eğer } w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n \geq T \\ 0, & \text{eğer } w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n < T \end{cases} \quad (5.1)$$

Çıkış, etkinlik işlevi sonucunun dış dünyaya ya da diğer sinirlere gönderildiği yerdir. Bir sinirin bir tek çıkışı vardır. Sinirin bu çıkışı kendinden sonra gelen herhangi bir sayıdaki sinirlere giriş olabilir. Bu durum, biyolojik sinirde olduğu gibidir. Biyolojik sinirde de birçok giriş varken sadece bir tek çıkış etkinliği vardır. Düğüm çıkışı, etkinlik işlevinin sonucuna eşdeğerdir. Bu durumda biyolojik sinirdeki Sinaps, yapay sinirdeki sinirler arası bağlantı ağırlıklarına, dendrit toplama işlevine, hücre gövdesi etkinlik işlevine, akson ise sinir çıkışına karşılık gelmektedir.

Yapay sinir ağlarında öğrenme kuralı, Hebbian öğrenme kuralı denen basit bir modele dayanır. Bu kural temel olarak, “eğer iki düğüm aynı anda etkinse aralarındaki bağ gücü artar” kuramına dayanmaktadır. Öğrenmenin amacı, her bir düğümün girişlerindeki değişken bağlantı ağırlıklarını derlemektir. İstenen bazı sonuçları elde etmek için giriş bağlantılarının ağırlıklarını değiştirme işlemi, uyma öğrenme kipi olarak adlandırılabilir.

Danışmanlı ve danışmansız olmak üzere iki öğrenme türü vardır. Danışmanlı öğrenmede bir öğretmene ihtiyaç vardır. Öğretmen, bir veri alıştırma kümesi veya ağ sonuçlarının performansını derecelendiren bir gözlemci olabilir. Danışmanlı öğrenmede eğitilmiş sinirlere öğretme işaretini göndererek sinirler eğitilir. İlk ve en iyi bilinen öğrenme kuralı Hebb kuralıdır. Buradaki kural, eğer bir sinir başka bir sinirden giriş alırsa ve aktif ise sinirler arasındaki boyut kuvvetlendirilir(Elmas,2004)

5.3 Yapay Sinir Ağlarının Tasarımı

Yapay sinir ağları düğüm ya da sinir denilen çok sayıdaki işlem elemanının bir araya gelmesinden oluşur. Sinir ağının giriş katmanına bir işaret girerse bu işaret sinirler arası bağlantılar yoluyla diğer katmanlara iletilir. Giriş katmanının düğümleri tarafından öteki katmana iletilmeden önce bu işaret üzerinde basit bir işlem yerine getirilir. Bu süreç çıkış katmanına erişinceye kadar tekrar edilir. Yapay sinir ağlarının düğümleri veya bağlantıları çok değişik biçimde bir araya getirilebilir. Ağlar bu düğüm ve bağlantı mimarilerine göre değişik isimler alırlar.

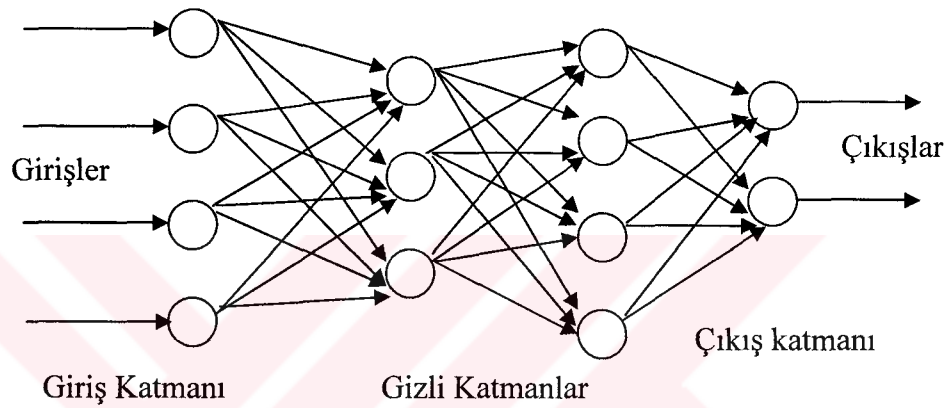
Yapay sinir ağı mimarileri, sınırlar arasındaki bağlantıların yönlerine göre veya ağ içerisindeki işaretlerin akış yönlerine göre birbirinden ayrılmaktadır. Buna göre yapay sinir ağları için, ileri beslemeli ve geri beslemeli ağlar olmak üzere iki temel ağ mimarisi vardır. Ağ içerisindeki düğümler katmanlar halinde yerleştirilir. İlk katmandaki girişe verilen bilgi ağ içerisinde ileriye doğru yayılır. Her katmandaki düğümlere sadece önceki katmandaki düğümlerden giriş izni verilir. Bir düğüm kendinden önceki düğümlerin herhangi birine bağlanabilirken kendisine asla bağlanamaz. Son katmandaki işaretler ağın çıkışıdır. Geri beslemeli veya tekrarlanan ağlarda en azından bir düğümün geriye yayıldığı bir dönüş bağlantısı vardır. Tekrarlanan ağlar da tamamen veya parçalı olarak geri besleme yollarına sahiptirler. Bu tür ağların tasarımları ve davranışları oldukça karmaşıktır.

Sinir ağlarında istenen sonucun elde edilmesi için ağın uyarlanabilir olması gerekir. Bunu sağlamak için uygun değerli ağırlıklar ve doğru bağlantılar seçilmelidir. Ağ bu şartları karşılayabilmek için sistemin davranışlarını öğrenmeli ya da kendi kendini örgütlemelidir. Öğrenme kalıcı yenilenmeler için gözlemlenebilir veya eğitim faaliyetlerinden çıkan sonuçlar olarak tanımlanabilir. Öğrenme yapay sinir ağının ayrılmaz bir parçasıdır. Öğrenme, giriş değerlerine veya bu girişlerin çıkışlarına bağlı olarak ağın bağlantı ağırlıklarını değiştiren veya ayarlayan öğrenme kuralı ile gerçekleştirilir.

Ağların eğitimi için kullanılan öğrenme kuralları genellikle danışmanlı öğrenme, danışmansız öğrenme ve pekiştirerek öğrenme olmak üzere üç öğrenme yöntemi başlığı altında toplanabilir. Danışmanlı öğrenme kuralları, arzu edilen ağ çıkışının elde edilebilmesi için, çıkış hatasının düşürülmesinde ağırlıkların uyarlanabilir hale getirilmesini gerektirir. Danışmanlı öğrenmede her giriş değeri için istenen çıkış sisteme tanıtılır ve yapay sinir ağının giriş-çıkış ilişkisini gerçekleştirene kadar aşama aşama ayarlanır. Danışmansız öğrenmede bir danışman veya öğretmen, sinir ağına girişin hangi veri parçası sınıfına ait olduğunu veya ağın nerede iyi sonuç vereceğini söylemez. Ağ, veriyi üyeleri birbirinin benzeri olan öbeklere yol gösterilmeksizin ayırır. Danışmansız öğrenme, danışmanlı öğrenmeye kıyasla çok daha hızlıdır. Ayrıca matematik algoritmaları daha basittir. Yaparak öğrenme veya pekiştirerek öğrenme yönteminde ağ doğrudan gerçek çıkışını vermez. Ağ, çıkışın iyi

veya kötü olarak değerlendirmesini yapar. Performans bilgisi genellikle ikili sayıdır ve denetim hareketleri sırasının başarısını gösterir.

Ara (gizli) katmanları olmayan, sadece giriş ve çıkış katmanı olan ağlar, karmaşık işlemleri hesaplama yeteneğinden yoksundur. Bu nedenle karmaşık hesaplamalar için oluşturulan ağlarda en az bir ara katman bulunmalıdır. Burada her bir sinir doğrusal olmayan bir etkinlik işlevini hesaplayabilmektedir. Şekil 5.3'de iki gizli katmana sahip, dört katmanlı bir ağ görülmektedir.



Şekil 5.3 Dört katmanlı bir yapay sinir ağı

Bu tür ağlar, giriş katmanı, bir veya birden çok gizli katman ve çıkış katmanından oluşur. Bir katmandaki her bir sinir, bir sonraki katmanın bütün sinirleri ile bağlantılıdır. Giriş katmanından alınan sinirler, giriş katmanı ve gizli katman arasında bulunan bağlantı ağırlıkları ile çarpılarak gizli katmana iletilir. Gizli katmandaki sinirlere gelen girişler toplanarak aynı şekilde gizli katmanla çıkış katmanı arasındaki bağlantı ağırlıkları ile çarpılarak çıkış katmanına iletilir. Çıkış katmanındaki sinirlerde kendisine gelen bu girişleri toplayarak buna uygun bir çıkış üretir. Burada giriş katmanından çıkış katmanına doğru, gizli katmanlar üzerinden tek yönlü bir iletişim mevcuttur.

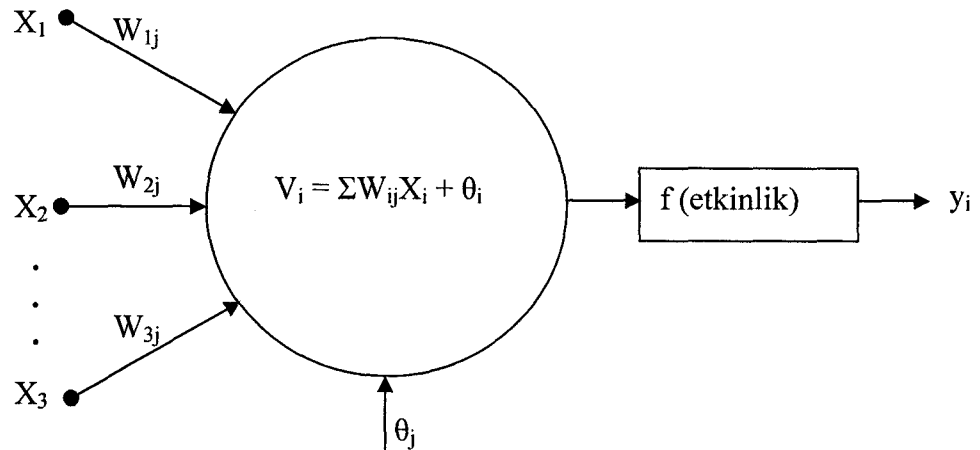
Temel olarak tüm yapay sinir ağlarının basit topolojik yapıları vardır. Sinirlerin bir kısmı gerçek dünyadan girişleri alırken, diğer sinirler ise ağın çıkışında gerçek dünya için çıkışları üretirler. Kalan sinirlerin tümü gerçek anlamda görünmediğinden

gizli katman olarak adlandırılırlar. Giriş katmanı dış çevreden giriş alan sinirleri içerir. Çıkış katmanı, sistemin çıkışını kullanıcı veya dış dünyaya ileten sinirleri içerir. Genelde bu iki katman arasında birkaç gizli katman vardır.

Giriş katmanına bir giriş geldiğinde, sinirleri diğer katmanlara giriş olacak şekilde çıkış üretir. Bu işlem, koşulları yerine getiren kesin durum oluşuncaya kadar veya çıkış katı çağırılincaya kadar devam eder ve çıkış dış çevreye aktarılır. Gizli sinirlerin sayısı ağın en iyi çalışabileceği bir sayıda seçilmelidir. Eğer gizli sinir sayısı çok artırılırsa, istenen sonuç değerinin üzerine çıkılmış olur.

Bir sinirin çıkışı diğer bir sinire giriş olarak yollarla bağlanır. Bu yollar normalde yönlü değildir. Sinir, birçok sinirden giriş alabilir fakat diğer sinirlere aktarılan tek bir çıkış üretir. Bir katmandaki sinirler, kendi aralarında bağlantı kurabilir veya hiçbir bağlantı olmayabilir. Katmanlar arasında da farklı türde bağlantılar vardır. Örneğin Şekil 5.3'de bir katmandaki sinirlerin her biri, diğer katmandaki sinirlerin tümüyle bağlantılıdır ve bu tür bağlantıya tam bağlantı adı verilir. Ancak, bir katmandaki sinirlerin her biri, diğer katmandaki sinirlerin tümüne her zaman bağlı olmayabilir.

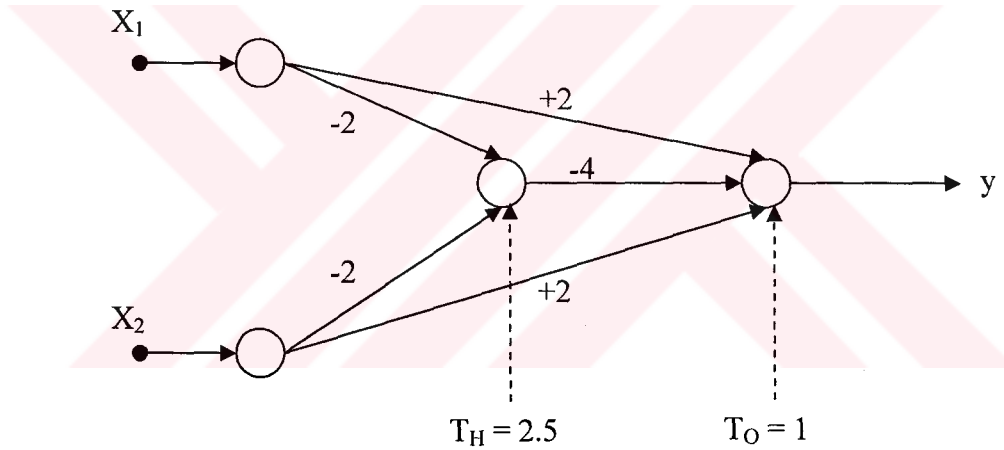
Bilinen en eski ve en basit sinir ağı örneği, tek katmanlı ve sinirli bir Perceptrondur. Bu yapay sinir ağının birden çok girişi ve tek bir çıkışı vardır. Çıkış değeri +1 veya -1 değerlerinden birini alır. Perceptronlar, genellikle nesneleri iki farklı gruba ayırmak için kullanılır. Şekil 5.4'de Perceptron örneği gösterilmiştir.



Şekil 5.4 Perceptron örneği

Perceptron, girişlerin ağırlıkları toplamını, eşik değeri olan θ ile karşılaştırır, ağırlıklı toplam, eşik değerinden büyükse sonuç +1, aksi durumda sonuç -1 olmakta ve çıkışta A ve B olarak adlandırılabilen iki karar bölgesi meydana gelmektedir. Karar durumu eğer çıkış +1 ise A sınıfına, çıkış -1 ise B sınıfına karşılık gelmektedir.

Perceptron, sunulan herhangi bir girdi-çıkı ilişkisini öğrenebilme yetisine sahiptir. Ancak tek bir perceptrondan müteşekkil bir sinir ağı, basit problemlerin çözümünde bile güçsüz kalmaktadır. Eğer birden çok katman kullanılırsa temel düzeyde bir takım problemlerin basit bir tasarım dahilinde çözülebildiği görülmüştür. Örneğin Şekil 5.5’de, mantıksal Özel Veya (XOR) probleminin çözüm ağı gösterilmiştir.(Elmas,2004)



Şekil 5.5 XOR problemi çözüm ağı

Çizelge 5.1, XOR probleminin doğruluk tablosunu göstermektedir. Çizelge 5.2’de, XOR probleminin, Şekil 5.5’deki yapay sinir ağı ile çözümü şematik olarak sunulmuştur.

Çizelge 5.1 XOR doğruluk tablosu

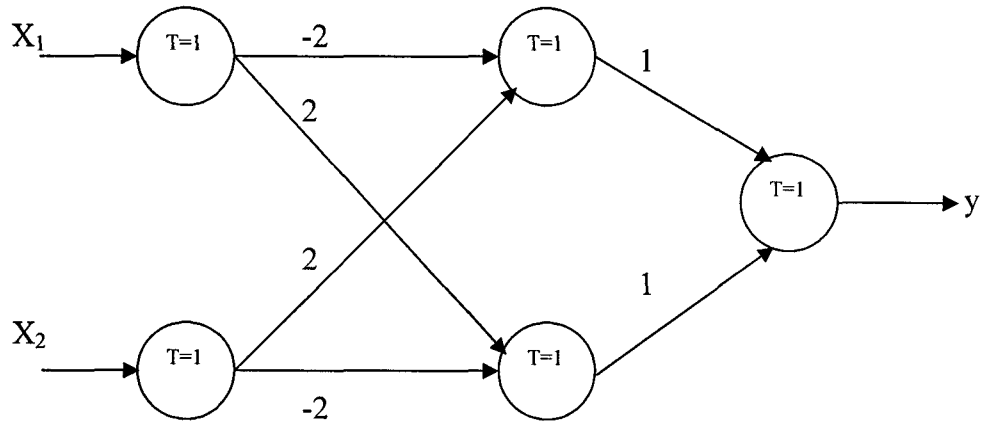
A	B	A XOR B
1	1	0
0	1	1
1	0	1
0	0	0

Çizelge 5.2. XOR problemi çözüm çizelgesi

X_1	X_2	U_3	$U_3 > T_H$	U_4	$U_4 > T_O$	Y
0	0	0	Hayır	0	Hayır	0
0	1	+2	Hayır	+2	Evet	1
1	0	+2	Hayır	+2	Evet	1
-1	1	+4	Evet	0	Hayır	0

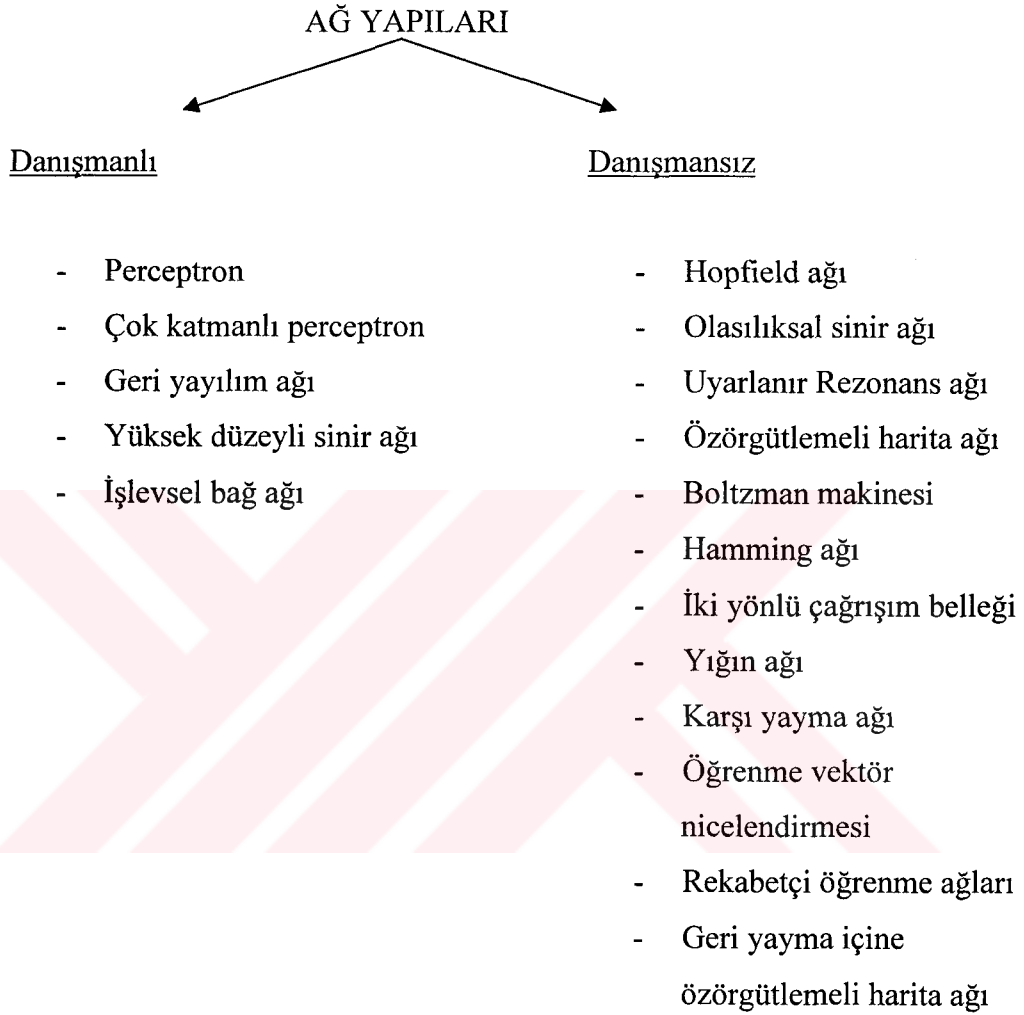
Giriş katmanının siniri $U_3 = 2.5$, çıkış katmanının siniri $U_4 = 1$, eşik değerleri $T_H=2.5$ ve $T_O= 1$ olarak adlandırılırsa, sonuç Çizelge 5.2'deki gibi olacaktır. Çizelge 5.2'de X_1 ve X_2 girişlerine, gizli katmandaki U_3 ve çıkış katmanındaki U_4 sinirlerinin verdiği cevap görülmektedir.

Örneğin girişler sırasıyla $X_1=0$ ve $X_2=0$ olacak şekilde ağıya uygulandığında, U_3 sinirinin birleştirilmiş değeri 0 olur. Bu değer T_H olarak adlandırılan eşik değerini aşmaz ve U_3 sinirinin çıkış değeri de 0 olur. Dolayısıyla U_3 siniri harekete geçmez. Aynı şekilde çıkış katmanındaki U_4 sinirinin de birleştirilmiş değeri, aldığı üç girişin ağırlıkları çarpımları $[(0*2) + (0*2) + (0*(-4))]$ neticesinde 0 olur. Bu değerde U_4 sinirinin eşik değerini ($T_O=1$) aşmaz ve çıkış $y=0$ olur. Bütün giriş değerleri aynı şekilde uygulandığında sonuç, Çizelge 5.2'deki gibi olur. Aynı problem, Şekil 5.6'daki gibi, iki gizli sinire sahip bir ağ tarafından da çözülebilmektedir.



Şekil 5.6 XOR problemine çözüm bulan alternatif bir yapay sinir ağı

Ağ yapıları, farklı açılardan sınıflandırılabilir. Bütün yapay sinir ağları; sinirler, bağlantılar ve aktarım işlevlerine bağlı olduğu için, farklı mimariler, yapılar ya da sinir ağları arasında benzerlikler bulunmaktadır. Öğrenme yöntemlerine göre ağ yapıları, Şekil 5.7’de gösterilmiştir.

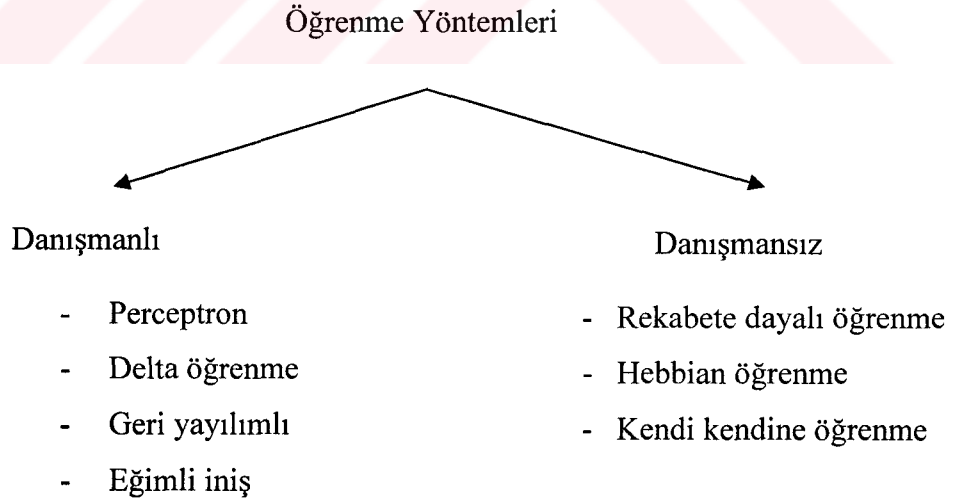


Şekil 5.7 Öğrenme yöntemlerine göre ağ yapıları

5.4 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağlarında bilgi, ağdaki bağlantıların ağırlıklarında depolanır. Bir ağda öğrenme kısaca, istenilen bir işlevi yerine getirecek şekilde ağırlıkların ayarlanması sürecidir. Yapay sinir ağlarında öğrenme sinirler arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi ile gerçekleştirilmektedir. Buna göre sinirler arasındaki bağlantılar üzerindeki ağırlıkları, belirli bir yöntem (öğrenme kuralları) uyarınca değiştirilebilen ağlar eğitilebilir. Eğitilebilen yani öğrenebilen ağlar, yeni şekilleri tanıyabilir (şekil tanıma) ya da verilen bir girişin hangi sınıfa ait olduğuna karar verebilir (sınıflandırma). Yapay sinir ağlarında öğrenme düğümler arasındaki ağırlıkların, düğümlerdeki etkinlik veya aktarım işlevlerinin değişkenlerinin ayarlanması ile yapılmaktadır.

Yapay sinir ağlarında öğrenme konusundaki çalışmalar, genellikle sinirler arasındaki metabolik değişme ve sinaptik kuvvetin, yani öğrenme değişkenlerinin ve ağırlıkların nasıl ayarlanacağı konusunda yoğunlaşmıştır. Temelde bu öğrenme yöntemleri, danışmanlı ve danışmansız olmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Öğrenme yöntemleri özet olarak Şekil 5.8’de verilmiştir.



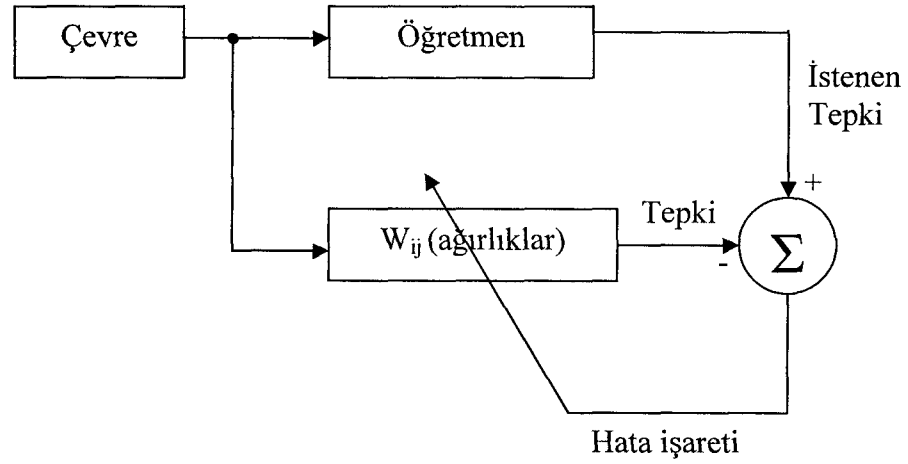
Şekil 5.8 Öğrenme yöntemleri

Yapay sinir ağlarında gerçek çıkış istenen çıkışla karşılaştırılır. Rasgele değişen ağırlıklar ağ tarafından öyle ayarlanır ki, bir sonraki döngüde gerçek çıkış ile istenen çıkış arasında daha yakın karşılaştırma üretilebilsin. Öğrenme yöntemleri bütün işlem elemanlarının anlık hatalarını en aza indirmeye çalışır. Bu hata azaltma işlemi, kabul edilebilir doğruluğa ulaşana kadar, ağırlıklar devamlı olarak derlenir.

Danışmanlı öğrenmede, yapay sinir ağı, kullanılmadan önce eğitilmelidir. Eğitim işlemi, sinir ağına giriş ve çıkış bilgilerin sunmakla olur. Bu bilgiler genellikle eğitime kümesi olarak tanımlanır. Yani, her bir giriş kümesi için uygun çıkış kümesi ağı sağlanmalıdır. Birçok uygulamada ağı gerçek veriler sunma zorunluluğu vardır. Bu eğitime safhası uzun zaman alabilir. Sinir ağı, belli bir sıralamadaki girişler için istenen istatistiksel doğruluğu elde ettiği zaman, eğitime işlemi tamamlanmış kabul edilir ve eğitime işlemi bitirilir. Öğrenim aşaması tamamlandıktan sonra, ağ kullanılmaya başlandığında, bulunan ağırlıkların değeri sabit olarak alınır ve bir daha değiştirilmezler. Bazı ağ yapılarında ağ çalışırken çok düşük oranda eğitmeye izin verilir. Bu işlem, ağların koşullara uyum sağlamasına yardımcı olur.

Eğer sistemin önemli olan özellikleri ve ilişkileri öğrenmesi gerekiyorsa, o zaman eğitime kümesinin ihtiyaç duyulan bütün bilgileri içermesi gerekir. Eğer ağ sadece bir örnekle eğitilirse, bir olay için çok hassas bütün ağırlıklar kümesi, bir sonraki olayda yeterli çözüm vermez. Yeni şeyler öğrenme safhasında eski olaylar unutulabilir. Giriş ve çıkış bilgilerinin nasıl sunulacağı veya kodlanacağı, bir ağı başarılı bir şekilde yönlendirmek için önemli bir husustur. Yapay sinir ağları sadece sayısal giriş bilgileri ile çalışırlar. Bu yüzden ham bilgiler genellikle ölçeklendirilmelidir. Danışmanlı öğrenmede giriş ve çıkış çiftlerinden oluşan eğitim bilgileri vardır. Ağ, giriş bilgisine göre ürettiği çıkış değerini, istenen değerle karşılaştırarak ağırlıkların değiştirilmesinde kullanılacak bilgiyi elde eder. Girilen değerle istenen değer arasındaki fark, hata değeri olarak önceden belirlenen değerden küçük oluncaya kadar eğitime işlemine devam edilir. Hata değeri istenen değer altına düştüğünde tüm ağırlıklar sabitlenerek eğitime işlemine son verilir. Eğitim işlemi sırasında her bir eğitim bilgisi çifti için oluşan hata değerine göre ağırlıkların değiştirilmesine “örüntü kipi” öğrenme, tüm eğitim kümesi için hataların toplanarak toplam hata değerine göre ağırlıkların değiştirilmesi işlemine de “küme kipi” öğrenme

denilmektedir. Danışmanlı öğrenmenin yapısını temsil eden bir blok diyagram Şekil 5.9’da sunulmuştur.(Elmas,2004)



Şekil 5.9 Danışmanlı öğrenme

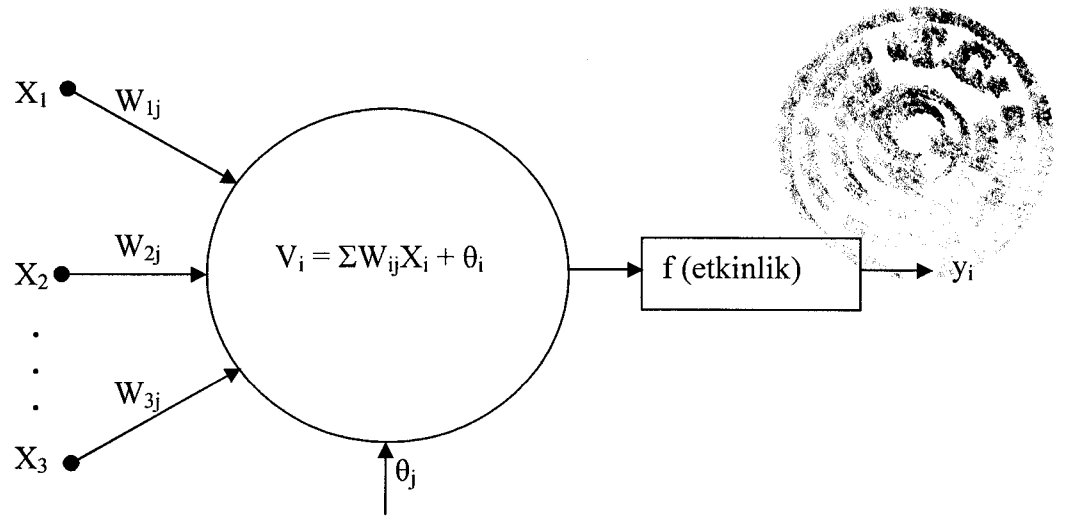
Eğer verilen girişe karşılık amaçlanan çıkış üretilmiyorsa, ağırlık çıkış değerindeki hatayı, en küçük değere indirecek şekilde bağlantı ağırlıkları sağlanmalıdır.

Yapay sinir ağları beyne benzetilmiş sistemlerin basitleştirilmiş matematiksel modeli gibi düşünülebilir. Bu işlem paralel bağlı bilgisayar ağı gibidir. Fakat, programlarla özel iş yapan geleneksel bilgisayarların aksine eğitilebilir. Yani olayları, yeni bağlantıları ve yeni işlemsel bağlantıları öğrenebilir. Yapay sinir ağları temel eleman olan işlem elemanı veya düğüm olarak adlandırılan sinirlerden oluşur. Şekil 5.10’da bir yapay sinir (düğüm, işlem elemanı) gösterilmiştir.

Sinyaller tek yönlü olarak X_j sinir girişlerinden ağına girer. Sinir çıkış sinyali 5.2 ifadesi ile verilir.

$$y_i = f(w, x) = f(w^T x) = f(\sum w_{ij} x_i) \quad (5.2)$$

5.2 ifadesinde, $w_i = (w_1, \dots, w_n)^T \in R^n$ ağırlık vektörüdür. İşlev $f(w^T x)$ etkinlik (aktarım) işlevidir.



Şekil 5.10 Bir yapay sinir (düğüm, işlem elemanı)

Ağın değerleri, giriş vektörü ile tanımlanır:

$$Ağ = w^T x = w_1 x_1 + \dots + w_n x_n \quad (5.3)$$

Çıkış ifadesi ise 5.4 ile tanımlanır

$$y_i = f(ağ) = \begin{cases} 1 & \text{eğer } w^T x \\ 0 & \text{eğer farklı} \end{cases} \quad (5.4)$$

Örneğin, $x_1, x_2 \in \{0,1\}$ olarak, iki tane ikili girişi ve $y \in \{0,1\}$ olarak ikili çıkışı olan bir yapay sinir ağında, giriş ve çıkışlardan eğitim kümesine göre Çizelge 5.3'deki VE mantık işlevi sonuçları alınsın;

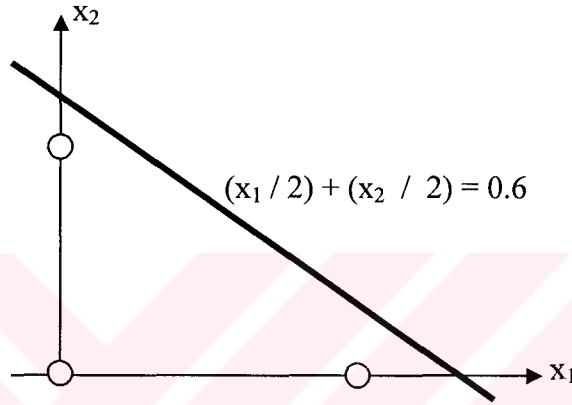
Çizelge 5.3 VE mantık işlevi

	x_1	x_2	$y(x_1, x_2) = x_1 \wedge x_2$
1	1	1	1
2	1	0	0
3	0	1	0
4	0	0	0

Öğrenilen problemde bulunan ağırlıklar $w_1 = 1/2$, $w_2 = 1/2$ ve $\theta = 0.6$ olarak kabul edilirse, çıkış ifadesi;

$$y(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & \text{eğer } (x_1 / 2) + (x_2 / 2) \geq 0.6 \\ 0 & \text{eğer farklı} \end{cases} \quad (5.5)$$

olur. Eğer girişler aynı ve çıkış tek ise, sınır çıkış eğrisi Şekil 5.11'deki gibi olur.



Şekil 5.11 İkili ve işlevsel bir öğrenme probleminin çözümü

Benzer algoritma ile, VEYA mantık işlemi de gerçekleştirilebilir. $x_1, x_2 \in \{0,1\}$ olarak, iki tane ikili girişi ve $y \in \{0,1\}$ olarak ikili çıkışı olan bir yapay sinir ağında, giriş ve çıkışlardan eğitim kümesine göre Çizelge 5.4'deki VEYA mantık işlevi sonuçları alınsın;

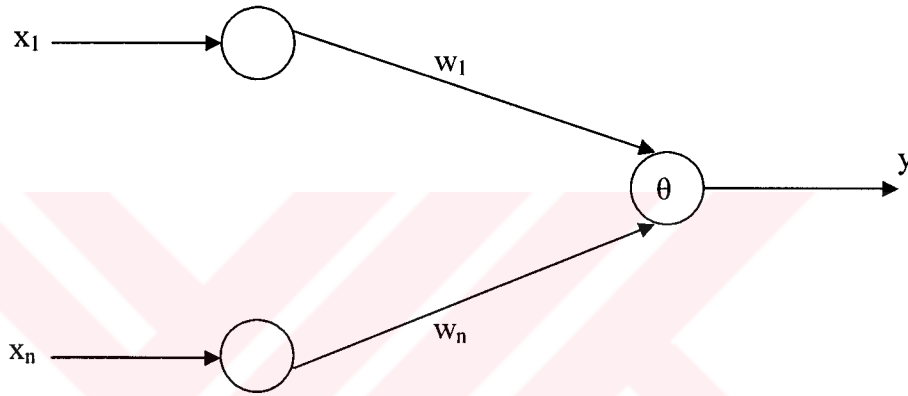
Çizelge 5.4 VEYA mantık işlevi

	x_1	x_2	$y(x_1, x_2) = x_1 \vee x_2$
1	1	1	1
2	1	0	1
3	0	1	1
4	0	0	0

Öğrenilen problemde bulunan ağırlıklar $w_1 = 1$, $w_2 = 1$ ve $\theta = 0.8$ olarak kabul edilirse, çıkış ifadesi;

$$y(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & \text{eğer } x_1 + x_2 \geq 0.8 \\ 0 & \text{eğer farklı} \end{cases} \quad (5.5)$$

Ağdan eşik geriliminin çıkarılması, giriş örneklerinin boyutlarının artırılması ile oldukça kolaylaşmaktadır. Şekil 5.12’de bunu gerçekleştirecek bir ağ gösterilmiştir.



Şekil 5.12 Eşik geriliminin çıkartılması

Bu durumda gerçek tanım;

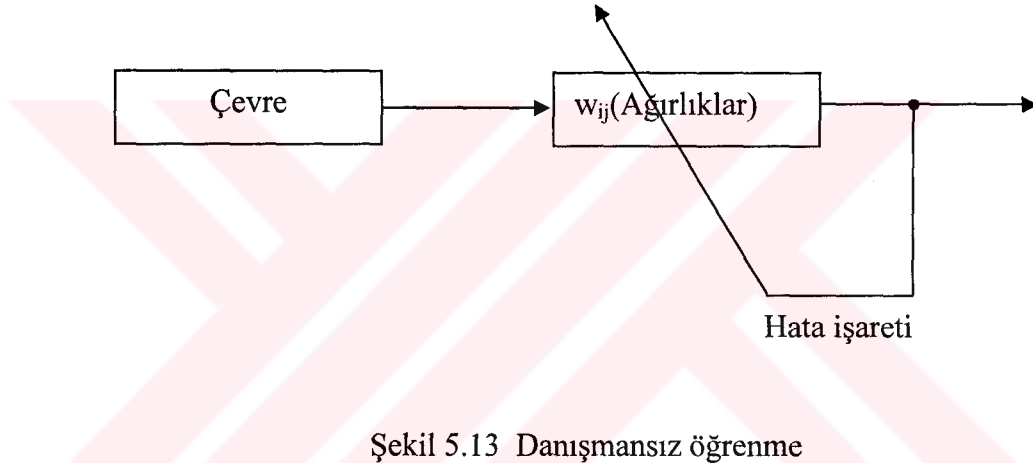
$$w_1x_1 + \dots + w_nx_n > \theta, \quad w_1x_1 + \dots + w_nx_n - 1 \times \theta > 0$$

olmaktadır. Bunun anlamı, eklenen fazla sinirle giriş katına -1 değeri ile θ ağırlık değeri sıfıra gider.

Yapay sinir ağlarında öğrenme oranı, denetlenebilir birkaç etkene bağlıdır. Daha düşük bir öğrenme oranı yeterli derecede eğitilmemiş bir sistem üretmek için çok daha fazla zaman harcanacağı anlamına gelmektedir. Daha yüksek öğrenme oranında bir ağ, daha yavaş öğrenen bir ağa göre gerçek ayrımlar yapamayabilir. Bu etkenler, bir ağın eğitilmesinin ne kadar süre alacağını belirlemede önemli bir rol oynar. Bu etkenlerin herhangi birisini değiştirmek, eğitme süresini çok fazla artırabilir ve çok büyük hatalara sebep olabilir.

Birçok öğrenme işleminde, öğrenme oranı veya öğrenme sabiti kullanılır. Öğrenme oranı genellikle pozitif ve 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır. Eğer birden büyük öğrenme oranı seçilirse ağırlıkları uyarlayacak öğrenme algoritmasını ayarlamak çok kolay olur ancak ağda salınımlar ortaya çıkar. Küçük öğrenme oranı, anlık hataları hızlı bir şekilde düzeltememesine karşın en iyi sonuca ulaşma şansını yükseltmektedir.

Danışmansız öğrenmede ise sistemin, doğru çıkış hakkında bilgisi yoktur ve girişlere göre kendi kendisini örnekler. Danışmansız olarak eğitilebilen ağlar istenen ya da hedef çıkış olmadan giriş bilgilerinin özelliklerine göre ağırlık değerlerini ayarlar. Şekil 5.13’de danışmansız öğrenme ana hatlarıyla gösterilmiştir.



Şekil 5.13 Danışmansız öğrenme

Danışmansız öğrenmeye, Hebbian öğrenme, Grossberg öğrenme, Kahonen’in özörgütlemeli harita ağı örnek olarak verilebilir. Kahonen tarafından geliştirilen danışmansız öğrenme yönteminin kullanıldığı özörgütlemeli harita ağı da biyolojik sistemlerdeki öğrenmeden esinlenmiştir. Bu yöntemde sinirler öğrenmek için elverişli durum ya da ölçülerini güncellemek için yarışır. En büyük çıkış ile işlenen sinir, kazananı belirler ve komşularına bağlantı boyutlarını güncelleme izni verir.

Danışmansız öğrenmede ağ, istenen dış verilerle değil girilen bilgilerle çalışır. Bu tür öğrenmede gizli sinirler dışarıdan yardım almaksızın kendilerini örgütlemek için bir yol bulmalıdırlar. Bu yaklaşımda, verilen giriş bilgileri için önceden bilinebilen

performansını ölçebilecek ağ içi hiçbir çıkış örneği sağlanmaz, yani ağ yaparak öğrenmektedir. Literatürde danışmansız öğrenme için büyük ümitler vaat edilmektedir. Örneğin kontrol alanında, danışmansız öğrenme ile gelecekte bilgisayarların kendi kendilerine robotik hareketleri öğrenebilecekleri öne sürülmektedir.(Elmas,2004)



6. SİNİRSEL BULANIK MANTIK

Bulanık mantık, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar ve uzman sistemler gibi bütün yapay zeka tekniklerinin her birinin kendisine özgü yetenekleri bulunmaktadır. Örneğin yapay sinir ağları öğrenme, örnekleri tanımlamada iyi iken, kararların nasıl alındığı konusunda güçlü değildir. Bulanık mantık yaklaşımı karar almada çok iyi sonuçlar verir, fakat karar alma sürecinde kural oluşturmayı kendiliğinden gerçekleştiremez.(Elmas,2003)

Sinirsel bulanık mantık yaklaşımı, yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneği ile bulanık mantığın insan gibi karar verme yeteneğinin birleştirilmesi fikrine dayanmaktadır. Bu yolla bulanık mantık kontrol sistemlerine, sinir ağlarının öğrenme ve hesaplama gücü verilebilirken, sinir ağlarına da bulanık mantıkla kontrolün insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama yeteneği kazandırılmaktadır. Sinirsel bulanık mantık kontrol sisteminin esas amacı, sinirsel bulanık sistemin yapısını, değişkenlerini ayarlamak ve bulmak için sinirsel öğrenme tekniklerini uygulamaktır. Bulanık mantık kontrolörlerde yapısal ayarlama ve değişken ayarlama olmak üzere iki önemli ayarlama gerekir. Yapısal ayarlama hesaplanacak değişkenlerin sayısı, kuralların sayısı, her bir giriş çıkış değişkeninin tanım uzaylarına bölünmesi gibi bulanık mantık kuralı yapılarının ayarlanmasından oluşur. Uygun kural yapısının elde edilmesinden sonra, denetleyici değişkenlerinin ayarlanmasına ihtiyaç duyulur. Değişkenlerin ayarlanması sürecinde üyelik fonksiyonlarının uygun merkezleri, eğimleri, genişlikleri, bulanık mantık kurallarının ağırlıkları hesaplanır. Sinir ağlarının öğrenme yöntemlerinin üç kategorisi içinden, harici bir bilgi almaksızın giriş vektörlerindeki kurallara uygun olanları muhafaza ederek dahili yapılar kuran danışmansız öğrenme, yapıyı öğrenmek için uygundur. Çıkış vektörlerini belirtmek için öğretmen gerektiren danışmanlı öğrenme ve çıkışın sadece tek ölçekli değerlendirmesini gerektiren yaparak öğrenme ise değişken öğrenme için uygundur.

Bir kontrolörün kendi kendisini düzenleyebilme özelliği, doğrusal olmayan sistemler için kesin bilinmeyen sistem dinamiklerinin ve zamanla değişebilen değişkenlerin kontrolünde çok etkili olmasını sağlar. Bulanık kontrol sistemlerinin endüstriyel alanlarda uygulanması ile birlikte, yüksek performanslı bulanık sistem

kurmanın her zaman kolay olmadığı görülmüştür. Çok değişik tasarım yöntemleri mevcut olsa da, uygun üyelik işlevlerinin ve bulanık kuralların bulunması için yapılan deneme yanılma işlemi çoğunlukla uzun zaman almakta ve en iyi değerler yine de bulunamayabilmektedir. Bu işlemi kolaylaştırabilmek için bulanık mantık kontrol sistemlerine öğrenme algoritması ekleme fikri doğmuştur ve eğitim algoritmaları ile oluşturulan bu sistemler uyarlamalı bulanık sistemler olarak bilinmektedir.

Bulanık sistemlerin değişkenlerinin yapay sinir ağları tarafından elde edilmesi mümkündür. Bu alandaki ilk tasarımlar sinirsel bulanık mantık olarak adlandırılmıştır. Günümüzde bu yaklaşımlar çok geneldir ve kontrol, veri analizi, karar verme gibi birçok alanda uygulanmaktadır. Sinirsel bulanık ağların yapılarındaki bağlantıların ağırlıkları, yayılmaları ve transfer işlemleri klasik sinir ağlarından farklıdır. Bu tip kontrol sistemlerinde değişkenlerin öğrenilmesinde genellikle eğimli iniş yöntemi kullanılır.(Elmas,2003)

Uyarlamalı bulanık kontrolörler doğrudan ve dolaylı kontrol olmak üzere iki gruba ayrılır. Doğrudan uyarlamalı kontroldeki kontrolör değişkenleri, sistem çıkışı ve istenen değer arasındaki hata değerini küçültmek için ayarlanır. Dolaylı uyarlamalı kontrolde, sistem değişkenleri tahmin edilir ve kontrolör değişkenleri, sistem değişkenlerinin doğru değerlerini temsil ettiği kabul edilenlerin içinden seçilir.

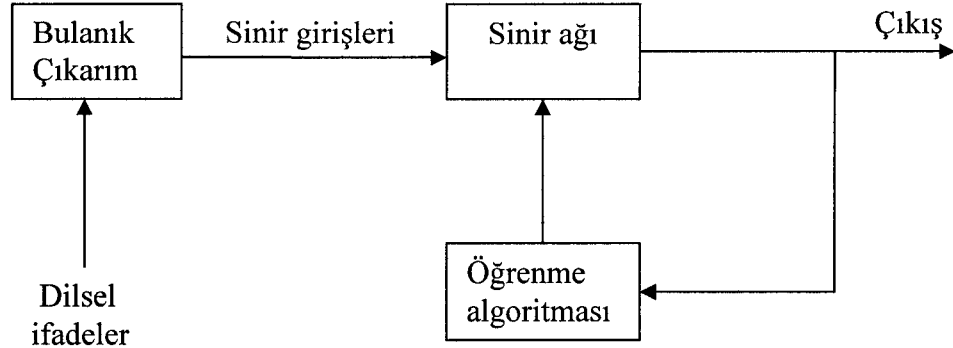
Modern sinirsel bulanık sistemler genellikle ileri beslemeli çok katmanlıdır. Yoğun olarak ANFIS, FALCON, FuNe, RuleNet, GARIC, NEFCLASS, NEFCON, NEFPROX diye adlandırılan sinirsel bulanık sistemler kullanılmaktadır. Bununla birlikte, diğer ağ yapılarında da bulanıklaştırma çalışmaları yapılmaktadır.

İleri beslemeli çok katmanlı ağların yanı sıra başka ağ yapıları da bulanık teknikleri kullanabilmektedir. Bunlara örnek olarak kendisini düzenleyebilen ağlar ve bulanık ilişkisel hafızalar verilebilir. Bunlar sadece bulanık sistemin değişkenlerini öğrenebilmektedir.



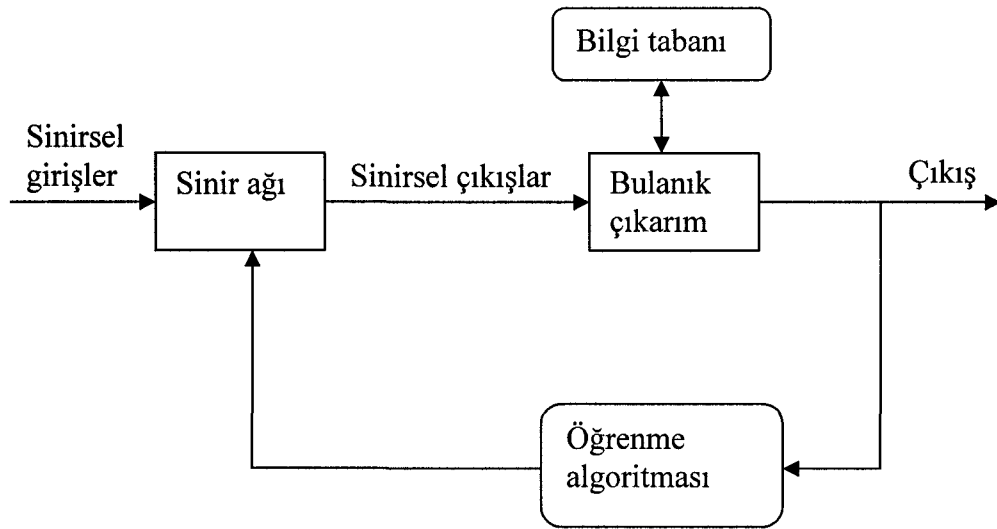
6.1 Sinirsel Bulanık Mantık Sistemin Yapısı

Sinirsel bulanık mantık ağları temel olarak iki yapıdan oluşmaktadır. Şekil 6.1’de sinirsel bulanık mantık temel yapısı gösterilmiştir.



Şekil 6.1 Sinirsel bulanık mantık sistemin temel yapısı

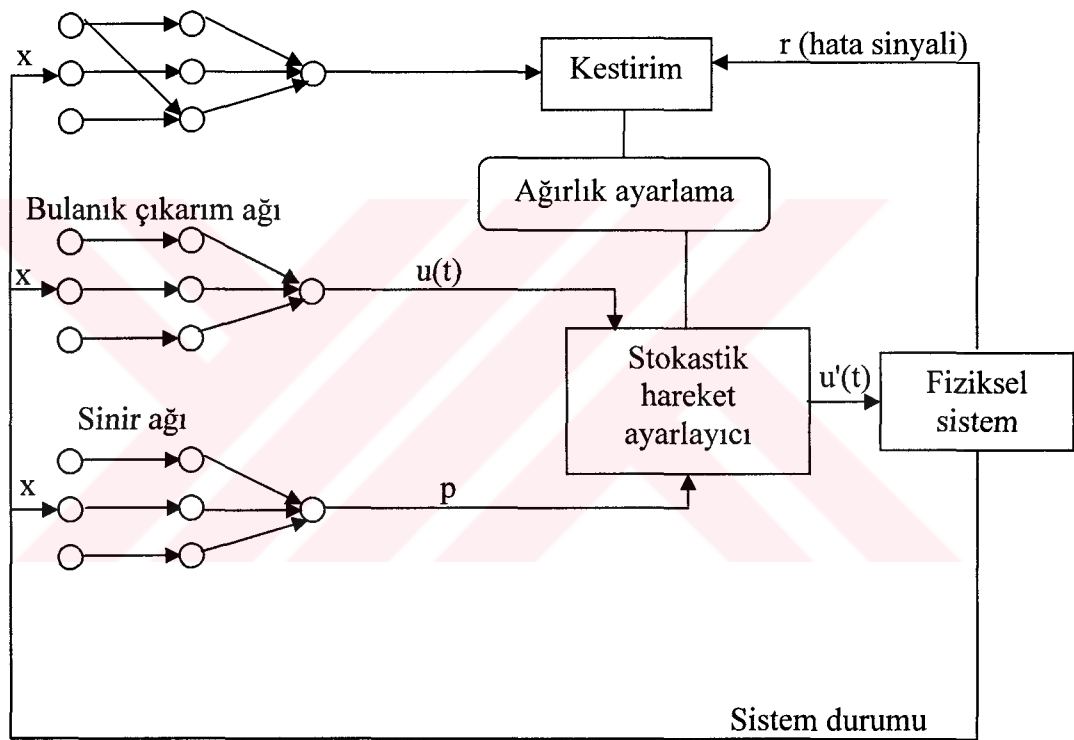
Temel yapıda, bulanık çıkarımın dilsel ifadelere göre oluşturduğu çıkışlar çok katmanlı sinir ağına giriş olarak verilmektedir. Bu yapıda sinir ağı eğitilmekte ve istenen çıkışları sağlamaktadır. Karmaşık sinirsel bulanık mantık sistem yapısında ise çok katmanlı sinir ağının çıkışları bulanık çıkarım mekanizmasını sürmektedir. Şekil 6.2’de karmaşık yapılı sinirsel bulanık mantık sistem yapısı gösterilmiştir.



Şekil 6.2 Sinirsel bulanık mantık sisteminin karmaşık yapısı

Bulanık mantık yaklaşımında uzman bilgilerinden oluşan kurallar dilsel ifadelerle etiketlenebildiği halde genellikle tasarım deneme-yanılma yöntemiyle yapıldığından uzun zaman almaktadır. Sinir ağları kullanılarak bu kurallar oluşturulabilmektedir. Sinirsel bulanık mantık yaklaşımında, sinir ağları bulanık mantık sistemlerin karar verme mekanizmasının üyelik işlevlerini ayarlama kullanılır.

Temel bir sinirsel bulanık mantık sistemi Berenji'nin ARIC(Approximate Reasoning based Intelligent Control, yaklaşık çıkarım temelli zeki denetim) mimarisidir. Şekil 6.3'de Berenji'nin ARIC mimarisi gösterilmiştir.(Berenji,1992)



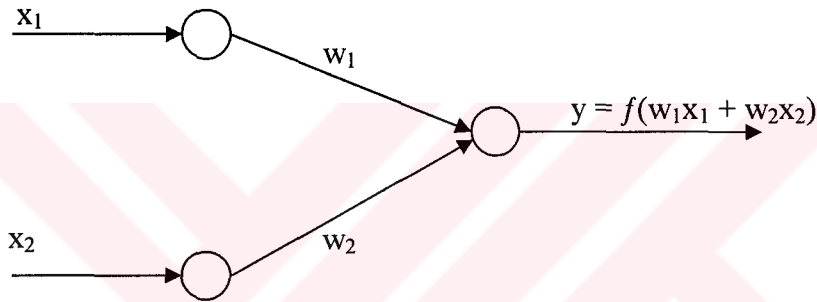
Şekil 6.3 ARIC mimarisi

Bu mimaride, sinir ağları ve bulanık mantık kontrolün üstünlüklerinin birleştirilmesi mümkün olmaktadır. Bu sistem öğrenebilmekte ve sistem içindeki bilgiler "EĞER – O HALDE" kuralları yapısına sahip olmaktadır. Önceden tanımlanan bu kurallar nedeniyle sinirsel bulanık mantık sistemler, sinir ağlarından daha hızlı öğrenirler.

Bulanık çıkarım ağı gerçekte iki ayrı ağdan oluşmaktadır. Ağın biri, bulanık çıkarım bölümünü, diğeri ise t ve sistem durumu $(t+1)$ zamanındaki ağırlıkları kullanarak bulanık çıkarım değeri $u(t+1)$ bileşim ölçümü $p[t, t+1]$ ile hesaplama yapan sinir ağıdır. Bir stokastik uyarlayıcı olarak bulanık çıkarım parçasının kontrol değeri $u(t)$ 'yi birleştirir ve olasılık değeri p ile anılır. Bu durumda bulanık çıkarım ağının çıkış değerleri,

$$u(t) = f(u(t), p(t, t+1)) \quad (6.1)$$

ile hesaplanır. Bütün sinyal ve ağırlıkları gerçel sayılar olan basit bir sinir ağı Şekil 6.4'de gösterilmiştir.



Şekil 6.4 Basit bir sinir ağı

Ağın giriş sinirleri, giriş sinyallerini değiştiremediğinden çıkışlar girişler ile aynıdır. Bu durumda çıkış p_i , giriş x_i sinyalinin w_i ağırlığı ile çarpımından elde edilir.

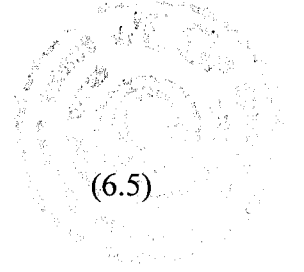
$$p_i = w_i x_i, \quad i = 1, 2 \quad (6.2)$$

Çıkış düğümünde ürünler toplanarak,

$$ağ = p_1 + p_2 = w_1 x_1 + w_2 x_2 \quad (6.3)$$

elde edilir. Bu toplam, etkinlik f eğrisel (sigmoid) işlevi

$$f(x) = [1 + \exp(-x)]^{-1} \quad (6.4)$$



ile hesaplanırsa ağın çıkışı,

$$y = f(ağ) = f(w_1x_1 + w_2x_2) \quad (6.5)$$

elde edilmiş olur. Çarpma, toplama ve f 'i kullanan böyle sinir ağına basit (standart) sinir ağı denir. Eğer ağda eğrisel (sigmoid) işlev yerine, t-norm (üçgen norm) gibi diğer işlevler kullanılırsa karma sinir ağları elde edilir. Bu uyarlamalar, bulanık aritmetik işlemlerine dayanan sinirsel bulanık mantık mimarisi fikrinin temelini oluşturmaktadır.

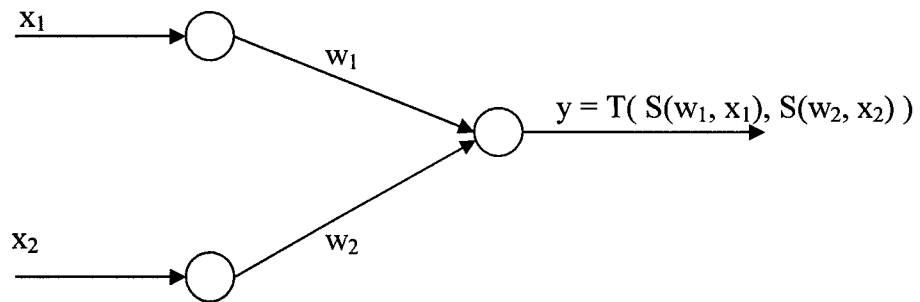
Temel mantık işlemleri ile ilgili sinirsel bulanık mantık ağları oldukça çeşitlidir. Örneğin Şekil 6.5'de görülen VE sinirsel bulanık mantık ağında, düğüm giriş ürünü p_i 'yi elde etmek için giriş sinyali x_i ve ağırlık w_i , t-conorm ile birleştirilirse,

$$p_i = S(w_i, x_i), i = 1,2 \quad (6.6)$$

elde edilir. Ağ çıkışı, düğüm ürünü p_i t-norm T ile işlenirse

$$y = VE(p_1, p_2) = T(S(w_1, x_1), S(w_2, x_2)) \quad (6.7)$$

elde edilir.



Şekil 6.5 VE sinirsel bulanık mantık ağı

Böylece eğer $T = \min$ ve $S = \max$ ise min-max işlemi yapan VE siniri elde edilmiş olur.

$$y = \min (w_1 \vee x_1, w_2 \vee x_2) \quad (6.8)$$

Eğer VEYA sinirsel bulanık mantık ağı oluşturulmaya çalışılırsa, düğüm giriş ürünü p_i ’ yi elde etmek için giriş sinyali x_i ve ağırlık w_i t-norm T ile birleştirilirse,

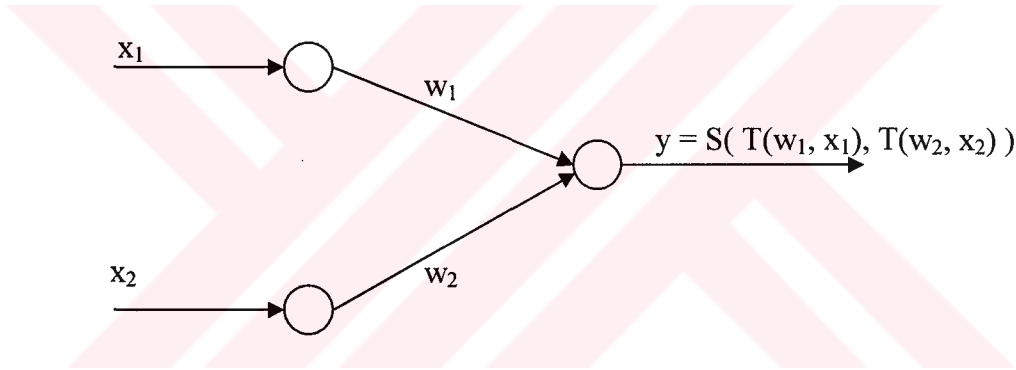
$$p_i = S(w_i, x_i), i = 1, 2 \quad (6.9)$$

elde edilir. Ağ çıkışı, düğüm ürünü p_i t-norm T ile işlenirse

$$y = \text{VEYA}(p_1, p_2) = S(T(w_1, x_1), T(w_2, x_2)) \quad (6.10)$$

elde edilir. Böylece eğer $T = \min$ ve $S = \max$ ise min-max işlemi yapan VEYA siniri elde edilmiş olur. Şekil 6.6’da VEYA sinirsel bulanık mantık ağı gösterilmiştir.

$$y = \min(w_1 \wedge x_1, w_2 \wedge x_2) \quad (6.11)$$



Şekil 6.6 VEYA sinirsel bulanık mantık ağı

VE ve VEYA sinirsel bulanık mantık ağları üyelik değerlerindeki mantık işlemlerini anlayabilirler. Genel olarak yüksek değerli w_i , VEYA sinir ağlarında y çıkışı üzerinde x_i ’nin etkisini de artırır. Düşük değerli w_i ise VE sinir ağlarında y çıkışı üzerinde x_i ’nin etkisini de artırır. VE ve VEYA sinirsel bulanık ağlarında x_i , 0 veya 1 değerinden birini almaktadır. Böylece y ’nin çıkış sınırları VE için,

$$y \in [T(w_1, w_2), 1] \quad (6.12)$$

olmaktadır. VEYA için çıkış 0 ile $S(w_1, w_2)$ aralığında olacaktır.

6.2 Bulanık Kuralların Öğretilmesi

Geleneksel bilgi sınıflandırıcı yaklaşımları, istenen kategoriler için eğitim örneklerinin kümeleri ve bu kümeler arasındaki ilişkileri içerir. Bulanık sınıflayıcılar ise “EĞER – O HALDE” kuralların kullanarak sınıflandırma yaparlar. K adet eğitim girişi,

$$X_p = (x_{p1}, \dots, x_{pn}), \quad p = 1, \dots, K \quad (6.13)$$

olarak tanımlanan bir sistem için oluşturulan bulanık sınıflandırma kuralları şu şekilde belirlenir:

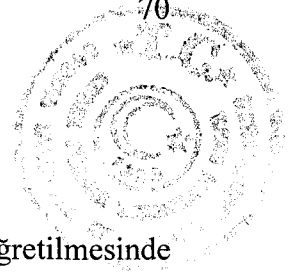
EĞER x_{p1} küçük ve x_{p2} çok büyük ise, O HALDE $x_p = (x_{p1}, x_{p2})$ C_1 sınıfına aittir.

EĞER x_{p1} büyük ve x_{p2} küçük ise, O HALDE $x_p = (x_{p1}, x_{p2})$ C_2 sınıfına aittir.

Her bir kuralın etkinlik seviyesi α_i ise,

$$\alpha_i = \min(f_1(x_{p1}), f_2(x_{p2})) \quad (6.14)$$

şeklinde ifade edilir. Burada f_1 ve f_2 üyelik fonksiyonlarıdır. Öğrenme yeteneği olan bir sistemde bulanık kural tabanı, kullanılmayan kuralların silinmesiyle iyileştirilebilir. Bulanık modelin performansı üyelik fonksiyonlarının şekline ve aralığına göre değişmektedir. Bu yüzden bulanık kontrolde en uygun üyelik fonksiyonlarını belirlenmesi çok önemlidir. Yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar, üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi için kullanılabilir. Farklı değişkenlere bağlı olarak değişebilen üyelik fonksiyonları için uygun değerlerin yapay sinir ağları ile bulunmasına yönelik çalışmalar, sinirsel bulanık mantık kontrolün önemli uğraş alanlarından birini teşkil eder. Üyelik fonksiyonlarının öğretilmesi için eğimli iniş kullanılarak geri yayımlı algoritmaya dayanan birçok yaklaşım ortaya konmuştur. Eğimli iniş yönteminin kullanılabilmesi için üyelik fonksiyonları ve kural tabanına ait fonksiyonların türevlenebilir olması gerekmektedir. Üçgen ve yamuk gibi üyelik fonksiyonları kullanılamamaktadır. ANFIS ve NEFCLASS modelleri, bulanık kuralların ve üyelik fonksiyonlarının öğrenilmesi için, bugün yaygın olarak kullanılan algoritmalar sunmuştur. Bu nedenle Bölüm 6.3 ve 6.4’te bu modeller tanıtılmıştır.



6.3. NEFCLASS

NEFCLASS (Neuro-Fuzzy Classification) bulanık kuralların öğretilmesinde kullanılan sinirsel bulanık sınıflayıcıdır ve kendi içinde farklı algoritmalar kullanmaktadır. NEFCLASS, farklı keskin sınıflara ayrılmış veri kümesinden bulanık kuralların çıkartılmasında kullanılır. Bulanık kurallar şu şekilde ifade edilir: EĞER $x_1 = \mu_1$ ve $x_2 = \mu_2$ ve ve $x_n = \mu_n$ O HALDE örnek $(x_1, \dots, x_n)$ i sınıfına aittir ve burada $\mu_1, \dots, \mu_n$ bulanık kümelerdir. NEFCLASS modelin görevi, verilen giriş örneklerinin doğru bir biçimde sınıflandırılması için bu bulanık kuralların ortaya çıkarılması ve üyelik fonksiyonlarına ait değişkenlerin öğretilmesidir. Örnekler $x = (x_1, \dots, x_n) \in R^n$ şeklinde bir vektördür ve bir C sınıfı ise R^n 'nin alt kümesidir. Burada iki farklı sınıfın kesişiminin boş küme olduğu kabul edilmektedir. Örneklerin özelliklerindeki çeşitliliğe göre bulanık kümeler belirlenir ve dilsel ifadelerle etiketlenir. Her bir x_i giriş özelliği için q_i alt indisleri ile $\mu_i^{(1)}, \dots, \mu_{q_i}^{(i)}$ şeklinde bulanık kümeler bulunur ve kural tabanı k tane $R_1, \dots, R_k$ bulanık kural içerir.

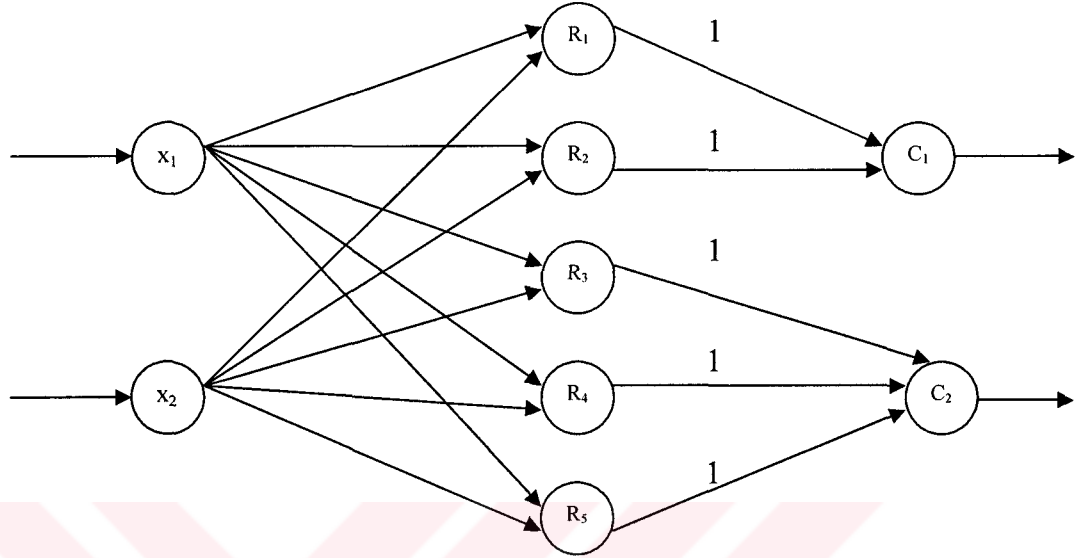
Bir NEFCLASS sistem genel bulanık perceptrondan elde edilen 3 katmanlı ileri beslemeli bir mimariye sahiptir. Birinci katman U_1 örnek özelliklerini gösteren giriş birimlerine sahiptir. $x \in U_1$ birimlerinin a_x etkinlik fonksiyonunun sonucu genellikle birimin girişine eşittir yani birim fonksiyonudur. Gizli katman U_2 bulanık kuralların gösterildiği kural birimidir ve üçüncü katman U_3 her bir sınıf için bir tane olan çıkış birimidir. Kural birimi etkinliği CEU_3 bir p örneği girildiğinde şu şekilde hesaplanır:

$$a_R^{(p)} = \min\{w(x, R)(a_x^{(p)})\} \quad (6.15)$$

$$a_c^{(p)} = \sum \{(w(R, c)a_R^{(p)}) / (w(R, c))\} \quad (6.16)$$

6.15 ve 6.16 ifadelerinde, $w(x, R)$, x giriş birimi ile R bulanık birimi arasındaki bağlantının bulanık ağırlık değeridir. $W(R, c)$, R bulanık birimi ile c çıkış birimi arasındaki bağlantının bulanık ağırlık değeridir. Anlamsal (semantik) nedenlerle bütün bu ağırlıkların değeri 1 ve sabittir. Alternatif şekilde, çıkış etkinliği ağırlıklı toplam yerine gelen sinyallerin maksimumu alınarak da elde edilebilir. Bu, uygulanan problemin durumuna göre seçilir.

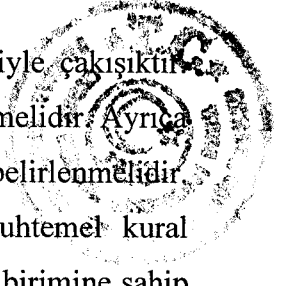
NEFCLASS sisteminden elde edilen sonuçları tanımlayan bulanık kümeler ve dilsel ifadeler öğrenme yardımıyla örnek kümelerinden elde edilir. Beş dilsel kural kullanarak iki girişli, giriş örneklerini iki farklı sınıfa ayıran bir NEFCLASS sistemi Şekil 6.7’de gösterilmiştir.



Şekil 6.7 NEFCLASS modelin yapısı

Temel özellik, bazı bağlantılarda paylaşılmış ağırlık olmasıdır. Burada her bir dilsel değer için sadece bir bulanık küme vardır. Öğrenme işleminin başlangıcında özdeş olan iki bulanık küme meydana gelmez ve bundan dolayı ağ yapısında kodlanan kural tabanının anlamlılığı etkilenmez. Ortak bir ağırlığa sahip olan bağlantılar daima aynı giriş biriminden çıkarlar. Bir NEFCLASS sistemi genel örneklerin kısmi bilgilerinden oluşturulabilir ve öğrenme ile yeniden düzenlenebilir. Kullanıcı giriş sayısını, üyelik fonksiyonlarının sayısını ve gizli birimde oluşturulması gereken maksimum kural sayısını vermek zorundadır. NEFCLASS için öğrenme algoritmasını sunması açısından örnek bir tasarımda, üç değişkenli üyelik işlevleri seçilmiştir:

$$\mu : \mathbb{R} \rightarrow [0,1], \mu(x) = \begin{cases} (x-a)/(b-a) & \text{eğer } x \in [a,b), \\ (c-x)/(c-b) & \text{eğer } x \in [b,c], \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (6.17)$$



Her bir üyelik fonksiyonunun en sol ve en sağ noktaları birbiriyle çakışiktır. Başlangıçta her bir giriş için gerekli olan bulanık küme sayısı belirlenmelidir. Ayrıca her bir sınıf için en az bir tane olacak şekilde toplam kural sayısı belirlenmelidir. Eğer kural sayısı başlangıçta verilmezse, NEFCLASS kendisi muhtemel kural sayısını belirleyebilir. n tane giriş birimi, k tane kural ve m tane çıkış birimine sahip olan bir NEFCLASS göz önünde bulundurulduğunda, s örneğinin $L = \{(p_1, t_1), \dots, (p_s, t_s)\}$ öğrenme kümesi verilir, her bir s örneği, bir $p \in \mathbb{R}^n$ giriş örneği ve bir hedef örneği $t \in \{0, 1\}^m$ içerir. NEFCLASS sistemin k kural birimini meydana getiren öğrenme algoritması aşağıda özetlenen kuralları içerir ve buna kural öğrenme algoritması denir.

- L 'den bir sonraki (p, t) örneği seç.
- Her bir $x_i \in U_1$ giriş birimi için $\mu_j^{(i)}$ üyelik fonksiyonlarını $\mu_j^{(i)}(p) = \max \{ \mu_j^{(i)}(p_i) \}$ ile bul.
- Eğer $k_{\max}$ sayısından az kural varsa ve $w(x_1, R) = \mu_{j1}^{(i)}, \dots, w(x_m, R) = \mu_{jn}^{(i)}$ gibi R kural düğümü yoksa böyle bir düğüm oluştur ve eğer $t_1=1$ ise bu düğümü çıkış düğümü c_i ile birleştir.
- L içerisinde hala işlenmemiş örnek varsa ve $k < k_{\max}$ ise, o zaman (i) adımından tekrar başla, aksi durumda dur.
- Kural tabanını tamamla

NEFCLASS modelinde öncelikle her bir eğitim bilgisi sonucunda her bir çıkış birimi için hata değeri belirlenir. Belirlenen bu değere göre aktif kural için başarıyla uygulanma seviyesi artırılır veya azaltılır. Uygulama seviyesine ait bu değerlerin değişimi üyelik fonksiyonlarının değişimiyle sağlanır. Bunun için sadece küme değişkenleri değiştirilir. Üyelik fonksiyonları değişimlerine, istenen kısıtlamalar konularak sistem çalışması etkilenebilmektedir. Sistem özelliklerine göre değişen bu kısıtlamalar kural tabanının anlaşılabilirliğini artırmasına karşılık sınıflandırmada bilgi kaybına neden olmaktadır. Bir NEFCLASS sistemin danışmanlı öğrenme algoritması bulanık kümelerin ayarlanması için L öğrenme kümesi süresince periyodik olarak çalışır. Bulanık kümeler için öğrenme işlemi basit bir yapıdadır. Bu işlem üyelik fonksiyonlarının kaydırılması ile gerçekleştirilir ve onların değerlerini büyültür ya da küçültür. Öğrenme işlemi için üyelik fonksiyonlarının sınırlarının belirlenmesi kolaydır, örneğin bu bulanık kümeler birbirlerinin sınırlarını geçemezler ve kesişimleri mutlaka 0.5 olmalıdır.

6.4 ANFIS

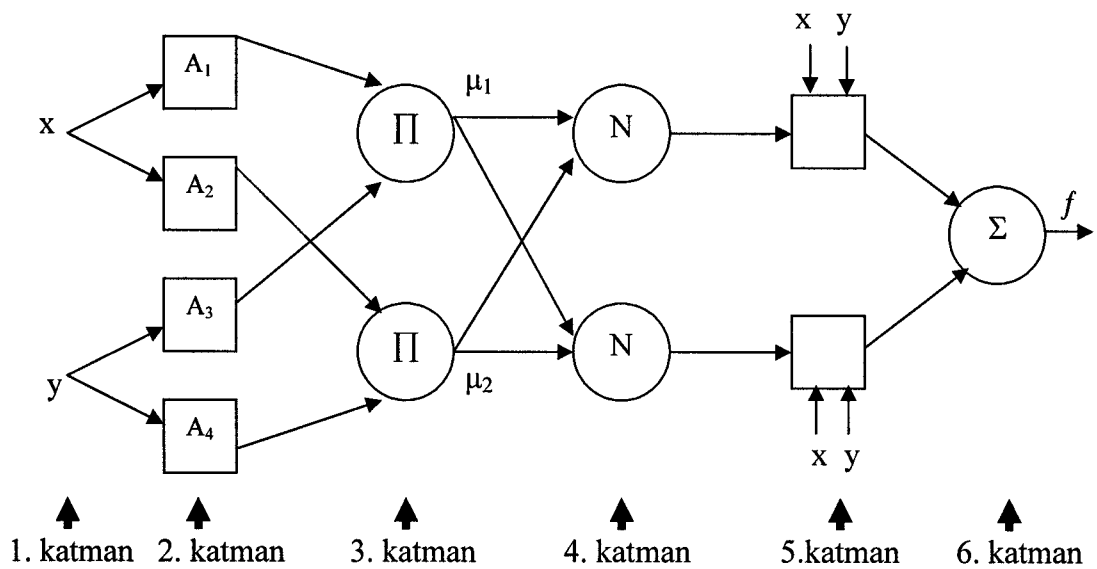
Bulanık çıkarım sistemleri ve çok katmanlı perceptronlar uyarlama ağlarının çok genel hesaplama çalışmalarının özel örnekleridir. Her iki örnekte uyarlamalı ağı geriye yayılma öğrenme yeteneğini almıştır. ANFIS, uyarlamalı ağların, fonksiyonel olarak bulanık çıkarım sistemine eşdeğer olan bir sınıfıdır. ANFIS, açık olarak uyarlamalı ağlara dayanan bulanık çıkarım sistemi veya uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi anlamına gelir. Bulanık çıkarım sistemi, çok katmanlı perceptrona göre daha kuvvetlidir. ANFIS kontrolörlerin güçlü özellikleri; öğrenme yeteneği, paralel işlem, yapılandırılmış bilgi temsili, diğer kontrol tasarım yöntemleriyle daha iyi bütünleşme gibi niteliklerdir. Çok katmanlı perceptronlar da öğrenme yeteneğine ve paralel işlem yeteneğine sahiptir ancak diğer kontrolörlerle entegrasyona çok uyumlu değildir.

ANFIS'in yapısındaki bulanık çıkarım sisteminde kurallar şu şekilde ifade edilir:

Kural 1 : EĞER $x=A_1$ ve $y=B_1$ ise O HALDE $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Kural 2 : EĞER $x=A_2$ ve $y=B_2$ ise O HALDE $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$ (6.18)

6.18 eşitliklerinde, $i=1,2$ için, x ve y giriş değişkenlerini, f_i çıkış değişkenini, A_i ve B_i bulanık kümeleri, p_i, q_i ve $r_i \in \mathbb{R}$ ise sonuç değişkenlerini temsil etmektedir. Şekil 6.8'de ANFIS mimarisi sunulmuştur.



Şekil 6.8 ANFIS mimarisi (2 giriş ve 2 kurallı sistem için)

ANFIS mimarisi içerisindeki her katmana ait düğüm işlevleri ve dolayısıyla katmanların işlevleri sırasıyla aşağıda sıralanmıştır.

1. Katman: Bu kademedeki her düğüm, giriş sinyallerinin diğer katmanlara aktarıldığı giriş düğümüdür. Bu düğümde herhangi bir toplam ya da etkinlik işlevi kullanılmamaktadır.

2. Katman: Bu katmandaki her bir düğüm A_i ve B_i gibi bir bulanık kümeyi ifade eder. Bu katmandaki düğümlerin çıkışı, giriş örneklerine ve kullanılan üyelik fonksiyonlarına bağlı olan üyelik dereceleridir. Bu katmandaki her iki giriş için toplam 4 düğüm vardır. Her bir düğümde üyelik fonksiyonu olarak en çoğu 1 en azı 0 olan çan eğrisi üyelik fonksiyonları kullanılır.

3. Katman: Bu katmandaki her düğüm, Π ile etiketlenmiştir ve giren tüm işaretlerin çarpımını gösterir. Her bir düğümün çıkışı, bir kuralın ateşleme seviyesini temsil eder. Genelleştirilmiş bulanık VE'yi yerine getiren t-norm operatörlerinden herhangi biri, bu katmandaki düğümler için düğüm işlevi olarak kullanılabilir.

4. Katman: Bu katmandaki her bir düğüm N ile etiketlenmiştir ve bir kuralın normalleştirilmiş ateşleme seviyesini hesaplar, i . düğüm için i . kuralın ateşleme seviyesinin, bütün kuralların ateşleme seviyelerinin toplamına eşittir.

5. Katman: Bu katmandaki her i düğümü, düğüm işlevi ile uyarlamalı bir düğümdür. Her i düğümü sonuç ağırlıkları değerlerini hesaplar. Bu katmandaki değişkenler, sonuç değişkenlerine karşılık gelir.

6. Katman: Bu katmanda sadece 1 düğüm vardır ve Σ ile etiketlenmiştir. Burada, 5. katman çıkışından alınan sinyaller toplanır ve elde edilen sonuç, sistemin gerçek çıkışı olan f değerini verir. Ağ çıkışı 6.19 ifadesi ile hesaplanır.

$$f = \frac{\sum \mu_i f_i}{\sum \mu_i} \quad (6.19)$$

ANFIS yapısı bu şekilde tanımlanır. Ağın yapısı tamamen sabit değildir. Ağın oluşturulması ve düğüm işlevlerinin görevlerine göre ayrılması, her katmandaki her bir düğümün sağladıklarına ve modüler işlevselliğine göre keyfi olarak seçilebilir. Sonuç ve üyelik fonksiyonlarına ait değişkenlerin ayarlanmasında geri yayımlı öğrenme algoritması kullanılabilir. Geri yayımlı öğrenme algoritmasında ağın çıkışından elde edilen hata değeri giriş katmanına kadar geriye doğru yansıtılarak gerekli ağırlık değişkenlerinin ayarlanması gerçekleştirilir. Amaç hatayı sıfıra

götürmektir. Ağın çıkışındaki hata, istenen değer ile gerçek değer arasındaki farktır. Bütün sonuç değişkenleri bir vektör olarak $(p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2)^T$ şeklinde düzenlenir ve 6.20 ifadesindeki eşitlik ile gösterilebilir.

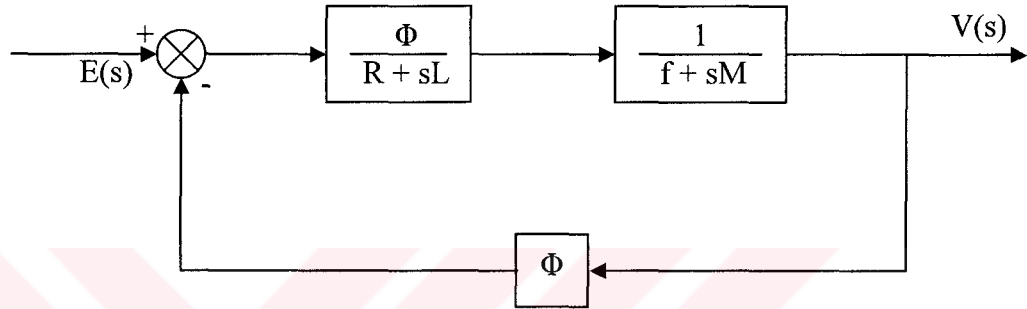
$$f = [\mu_1 \quad \mu_{1x} \quad \mu_{1y} \quad \mu_2 \quad \mu_{2x} \quad \mu_{2y}] \begin{bmatrix} r_1 \\ p_1 \\ q_1 \\ r_2 \\ p_2 \\ q_2 \end{bmatrix} \quad (6.20)$$

7. DC LINEER MOTORUN SİNİRSEL BULANIK KONTROLÜ



7.1 DC Linear Motorun Adım Girişine Kontrolörsüz Cevabı

Bölüm 3’de DC lineer motorun transfer fonksiyonu elde edilmişti. Şekil 7.1’de DC lineer motorun blok diyagramı gösterilmiştir.



Şekil 7.1 Alan kontrollü DC lineer motorun blok diyagramı

Şekil 6.1’de sunulan blok diyagramda,

$E(s)$: Endüktör sargılarına uygulanan gerilim

Φ : Hava boşluğundaki toplam manyetik akı

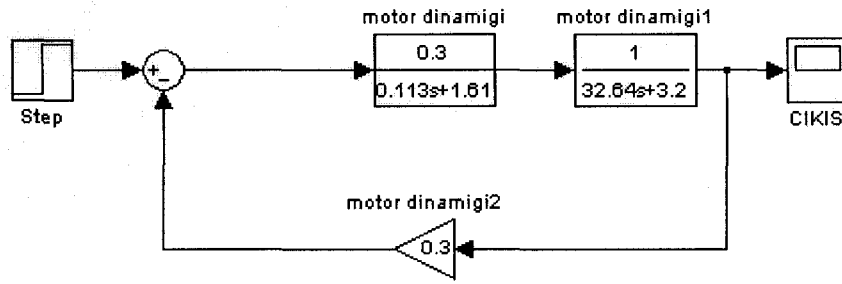
R : Endüktör sargılarının direnci

L : Endüktör sargılarının endüktansı

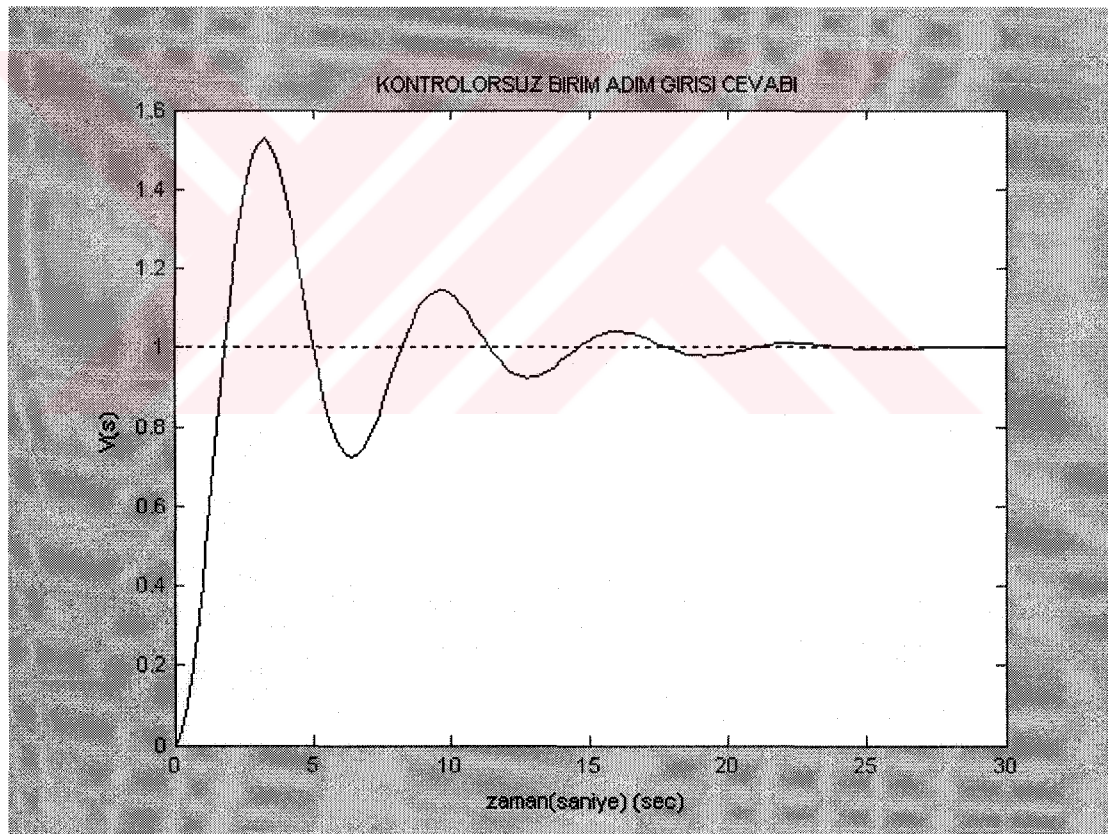
f : Sürtünme katsayısı

M : Motorun kütlesi

Bu proje için tasarlanan ve Bölüm 3’de tanıtılan DC lineer motordan, Şekil 7.1’de görülen blok diyagramdaki büyüklüklerin gerçek değerleri alınmış ve elde edilen blok diyagram Şekil 7.2’de gösterilmiştir. Bu gerçek değerler kullanılarak, SIMULINK ortamında motorun birim adım girişine cevabı elde edilmiş ve Şekil 7.3’de gösterilmiştir.



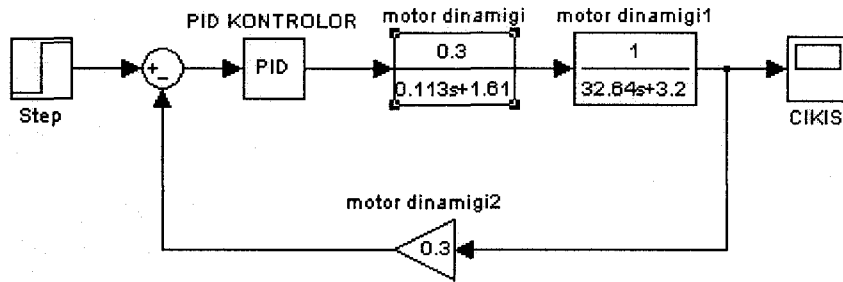
Şekil 7.2 Tasarlanan motorun blok diyagramı



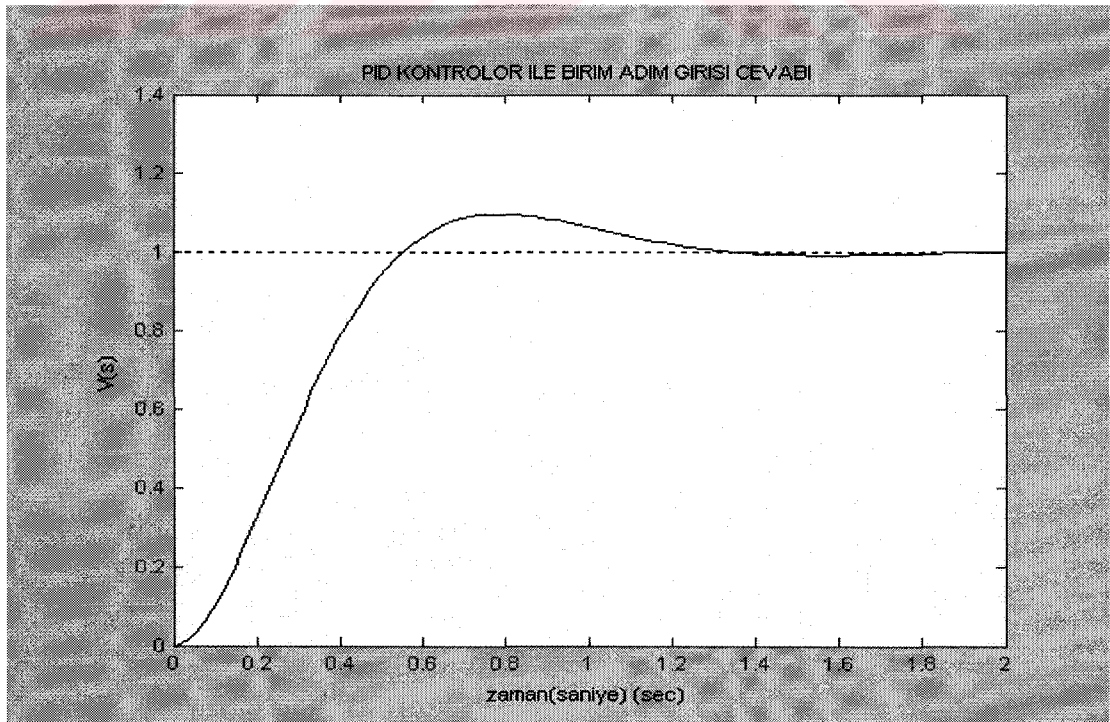
Şekil 7.3 Tasarlanan motorun birim adım girişine kontrolörsüz cevabı

7.2 DC Lineer Motorun PID Kontrolü

Ziegler-Nichols PID ayar kuralları (Ogata,1997) kullanılarak elde edilen optimum K_p , T_i ve T_d değerleri için, kontrol sisteminin SIMULINK ortamındaki blok diyagramı Şekil 7.4'de, DC lineer motorun PID kontrolörle birim adım girişine cevabı Şekil 7.5'de sunulmuştur.



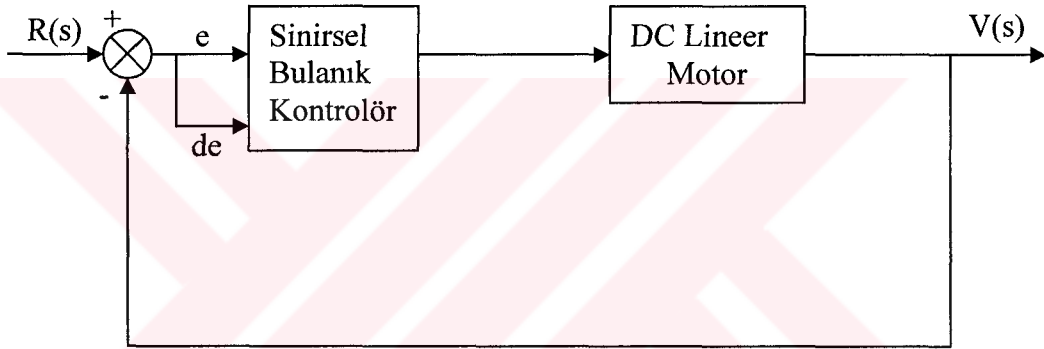
Şekil 7.4 DC lineer motorun PID kontrolör ile kontrolünün blok diyagramı



Şekil 7.5 DC lineer motorun PID kontrolör ile birim adım girişine cevabı

7.3 DC Lineer Motorun Sinirsel Bulanık Kontrolü

Bu bölümde, tasarlanan DC lineer motorun Şekil 7.2’de gösterilen birim adım girişine kontrolörsüz cevabı kullanılarak, motorun sinirsel bulanık modellemesi ve kontrolü yapılmıştır. Sinirsel bulanık kontrolörün giriş değişkenleri olarak referans hıza göre hız hatası e ve hata değişim de seçilmiş, çıkış değişkeni olarak motora uygulanan gerilim değişimi seçilmiş ve tüm bu değişkenlerin değişim aralığı $[-1, +1]$ olarak belirlenmiştir. Kontrol sisteminin giriş değişkeni referans hız $R(s)$, çıkış değişkeni ise lineer hız $V(s)$ dir. Kontrol sistemi blok diyagramı Şekil 7.6’da gösterilmiştir.



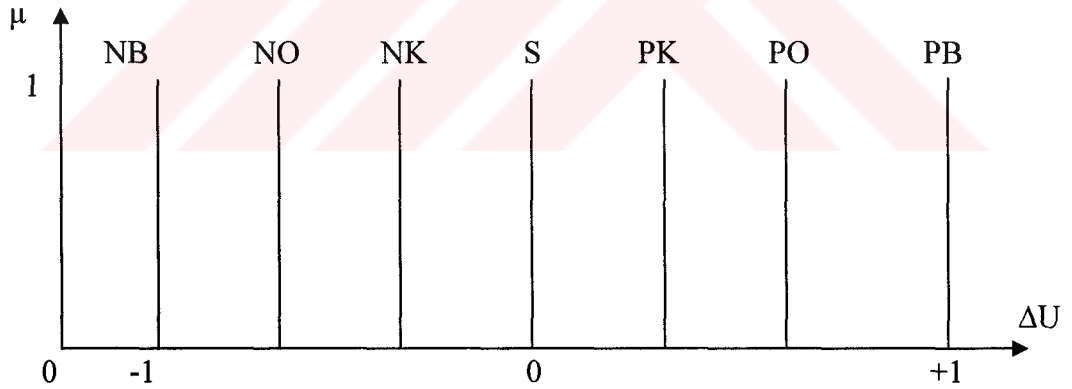
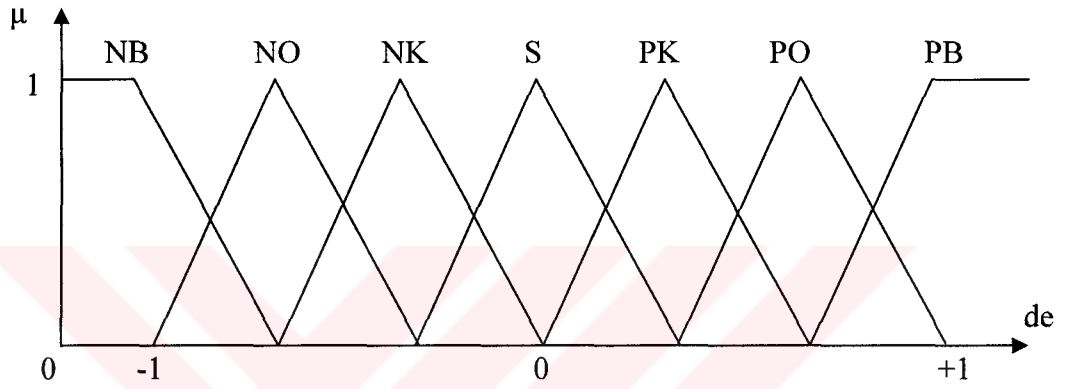
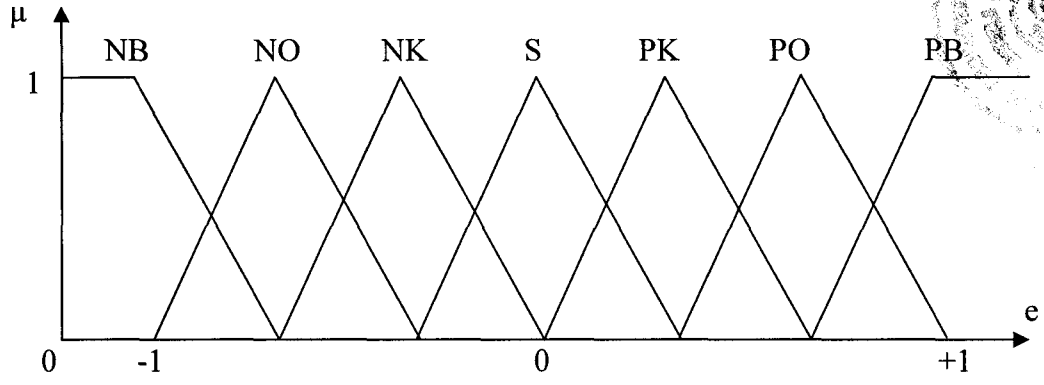
Şekil 7.6 DC lineer motorun sinirsel bulanık kontrolü blok diyagramı

Hız hata değişkeni e 7.1 ifadesiyle, hata değişimi de ise 7.2 ifadesi ile hesaplanır:

$$e = V_{ref} - V \quad (7.1)$$

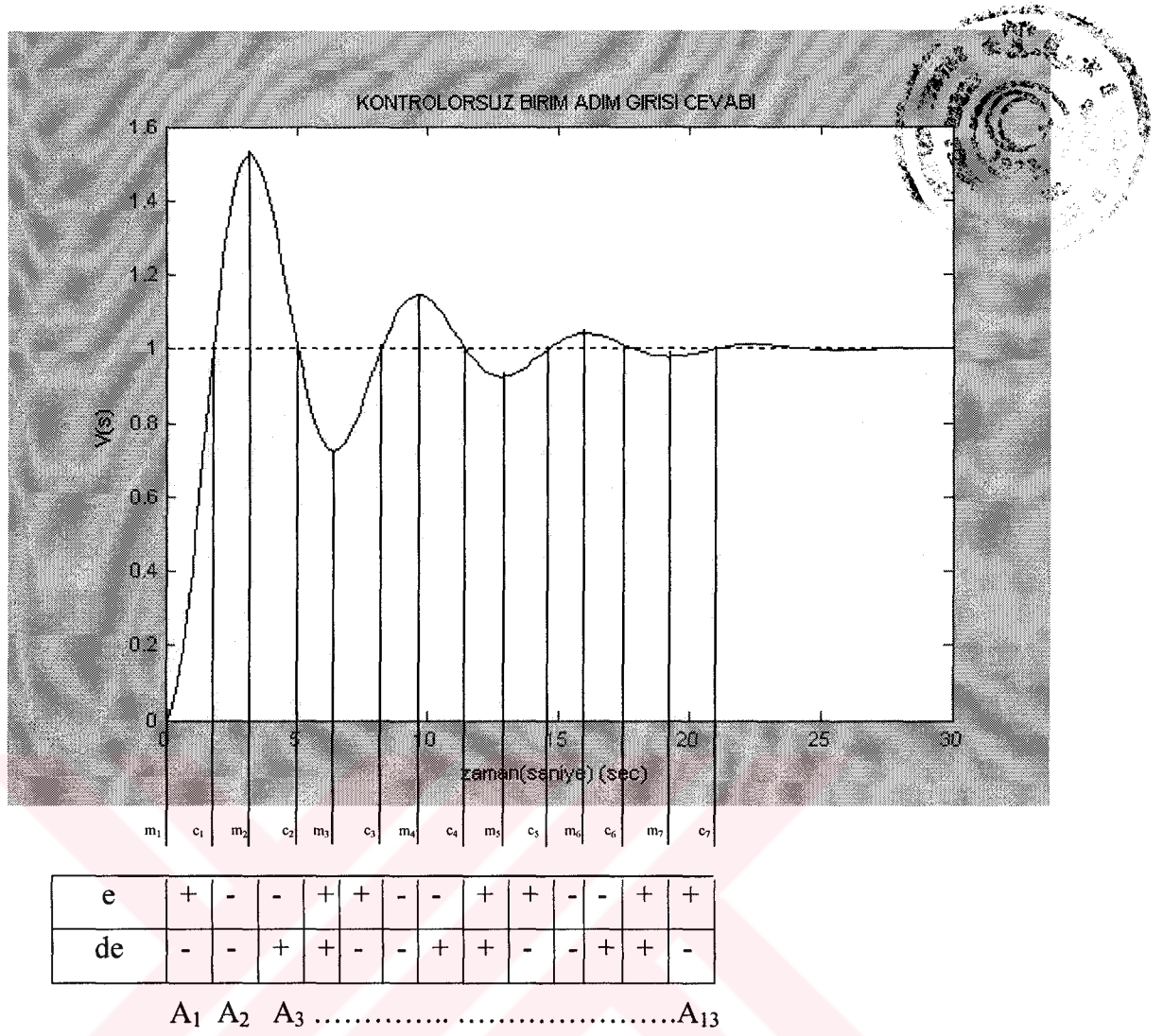
$$de = e(k) - e(k-1) \quad (7.2)$$

7.1 ve 7.2 ifadelerinde V_{ref} referans lineer hızı, V anlık hızı, $e(k)$ ayrık zamanda hatayı, $e(k-1)$ bir önceki hatayı temsil etmektedir. Giriş ve çıkış değişkenleri için 7 bulanık kümeye sahip üyelik fonksiyonları tanımlanmıştır. Şekil 7.7’de giriş ve çıkış değişkenlerinin üyelik fonksiyonları gösterilmiştir.



Şekil 7.7 Giriş ve çıkış değişkenleri üyelik fonksiyonları

Seçilen üyelik fonksiyonlarına göre girişler ve çıkış arasındaki bulanık kurallar, Şekil 7.3'de verilen birim adım girişi cevabı kullanılmıştır. Bu cevaba göre hata ve hatanın değişimi Şekil 7.8'de gösterilmiştir.



Şekil 7.8 Hata ve hatanın değişiminin grafiksel gösterimi

Grafikte c_i referans hıza göre geçiş noktalarını, m_i hızın maksimum ve minimum uç noktalarını ve A_i ise hız değişim aralıklarını göstermektedir. Aritmetik işaretler ise belirtilen aralıkta hata ve hata değişiminin pozitif ya da negatif olduğunu gösterir. Hata ve hatanın değişimi için Çizelge 7.1'deki kural tablosu kullanılmıştır. Çizelge 7.1'de görüldüğü gibi, A_4 , A_8 , A_{12} aralıklarında hata pozitif olarak artmakta ve hatanın değişimi pozitif değerler almaktadır. Hatayı azaltmak için kontrol değişkeni olan gerilim değişimi değerinin pozitif olması gerekir. Benzer şekilde, A_1 , A_5 , A_9 aralıklarında hata pozitif artmakta, hata değişimi ise negatif değerler almaktadır. Bu durumda kontrol değişkeninin daha az pozitif verilmesi gerekir. Tüm aralıklar için bu analiz yapılırsa sistem kararlı değerine ulaşıncaya kadar oluşturulacak kurallar Çizelge 7.2'deki gibi olacaktır.

Çizelge 7.1 Kural tablosu

de e	NB	NO	NK	S	PK	PO	PB
NB	NB	NB	NB	NB	PK	PK	PK
NO	NB	NB	NO	NO	NK	PK	PO
NK	NB	NO	NK	NK	PK	PK	PB
S	NB	NO	NK	S	PK	PO	PB
PK	NB	NK	NK	PK	PK	PO	PB
PO	NO	NK	PK	PO	PO	PB	PB
PB	NK	NK	NK	PB	PB	PB	PB

Çizelge 7.2 Geçiş noktalarındaki dilsel ifadeler

Kural	Hata	Hatanın değişimi	Kontrol sinyali	Nokta
1	S	NB	NB	c ₁
2	S	NO	NO	c ₃
3	S	NK	NK	c ₅
4	NB	S	NB	m ₂
5	NO	S	NO	m ₄
6	NK	S	NK	m ₆
7	S	PB	PB	c ₂
8	S	PO	PO	c ₄
9	S	PK	PK	c ₆
10	PB	S	PB	m ₁
11	PO	S	PO	m ₃
12	PK	S	PK	m ₅
13	S	S	S	kararlı

7×7 büyüklüğündeki kural tablosu sonucunda elde edilen kural sayısı 49 tanedir. Kuralların elde edilmesi, üyelik fonksiyonlarının tanımlanması ve en iyi değerlerin elde edilmesi için sistem yapay sinir ağları ile eğitilmiştir. Bulanık kurallar NEFCLASS modeliyle öğretilmiş ve toplam en iyi dokuz kural elde edilmiştir. Kuralların öğretilmesi için kullanılan eğitim kümesi Çizelge 7.3’de, elde edilen 9 en iyi kural Çizelge 7.4’de verilmiştir. (Çizelgeler [Elmas,2003]’den alınmıştır)

Çizelge 7.3 NEFCLASS eğitim kümesi

de	e	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆	c ₇
-1.0	-1.0	1	0	0	0	0	0	0
-1.0	-0.6	1	0	0	0	0	0	0
-1.0	-0.3	1	0	0	0	0	0	0
-1.0	0.0	1	0	0	0	0	0	0
-1.0	0.3	0	0	0	0	1	0	0
-1.0	0.6	0	0	0	0	1	0	0
-1.0	1	0	0	0	0	1	0	0
-0.6	-1.0	1	0	0	0	0	0	0
-0.6	-0.6	1	0	0	0	0	0	0
-0.6	-0.3	0	1	0	0	0	0	0
-0.6	0.0	0	1	0	0	0	0	0
-0.6	0.3	0	0	1	0	0	0	0
-0.6	0.6	0	0	0	0	0	0	0
-0.6	1	0	0	0	0	0	0	0
-0.3	-1.0	1	0	0	0	0	0	0
-0.3	-0.6	0	1	0	0	0	0	0
-0.3	-0.3	0	0	1	0	0	0	0
-0.3	0.0	0	0	1	0	0	0	0
-0.3	0.3	0	0	0	0	1	0	0
-0.3	0.6	0	0	0	0	1	0	0
-0.3	1	0	0	0	0	0	0	1
0.0	-1.0	1	0	0	0	1	0	0
0.0	-0.6	0	1	0	0	0	1	0

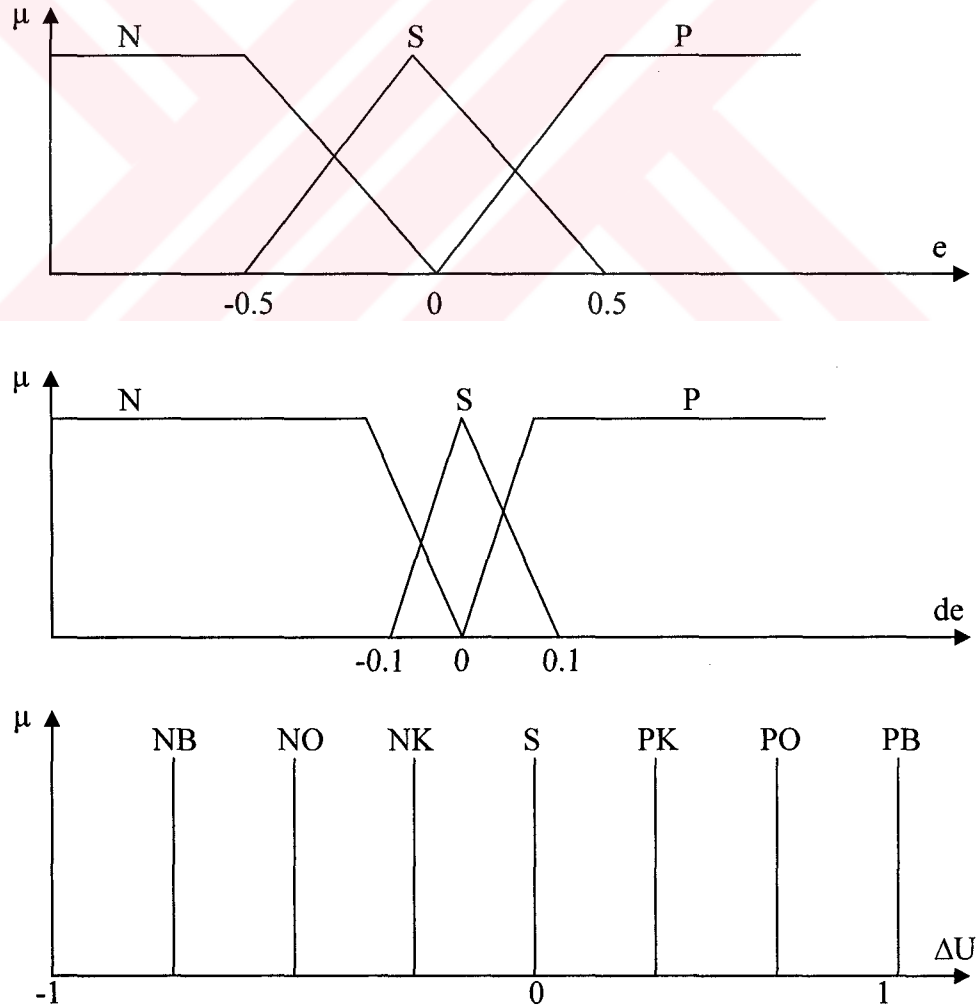
0.0	-0.3	0	0	1	0	0	0	1
0.0	0.0	0	0	0	1	0	0	0
0.0	0.3	0	0	0	0	1	0	0
0.0	0.6	0	0	0	0	0	1	0
0.0	1	0	0	0	0	0	0	1
0.3	-1.0	1	0	0	0	0	0	0
0.3	-0.6	0	0	1	0	0	0	0
0.3	-0.3	0	0	1	0	0	0	0
0.3	0.0	0	0	0	0	1	0	0
0.3	0.3	0	0	0	0	1	0	0
0.3	0.6	0	0	0	0	0	1	0
0.3	1	0	0	0	0	0	0	1
0.6	-1.0	0	1	0	0	0	0	0
0.6	-0.6	0	0	1	0	0	0	0
0.6	-0.3	0	0	0	0	1	0	0
0.6	0.0	0	0	0	0	0	1	0
0.6	0.3	0	0	0	0	0	1	0
0.6	0.6	0	0	0	0	0	0	1
0.6	1	0	0	0	0	0	0	1
1.0	-1.0	0	0	1	0	0	0	0
1.0	-0.6	0	0	1	0	0	0	0
1.0	-0.3	0	0	0	0	0	0	0
1.0	0.0	0	0	0	0	0	0	1
1.0	0.3	0	0	0	0	0	0	1
1.0	0.6	0	0	0	0	0	0	1
1.0	1	0	0	0	0	0	0	1

Çizelge 7.3’de, birinci sütun hatanın değişimini, ikinci sütun hatayı, diğer sütunlar ise çıkışlara ait değerleri göstermektedir. Çıkışlarda 1 olan değerler en yüksek değere sahip olan çıkışı ifade etmektedir.

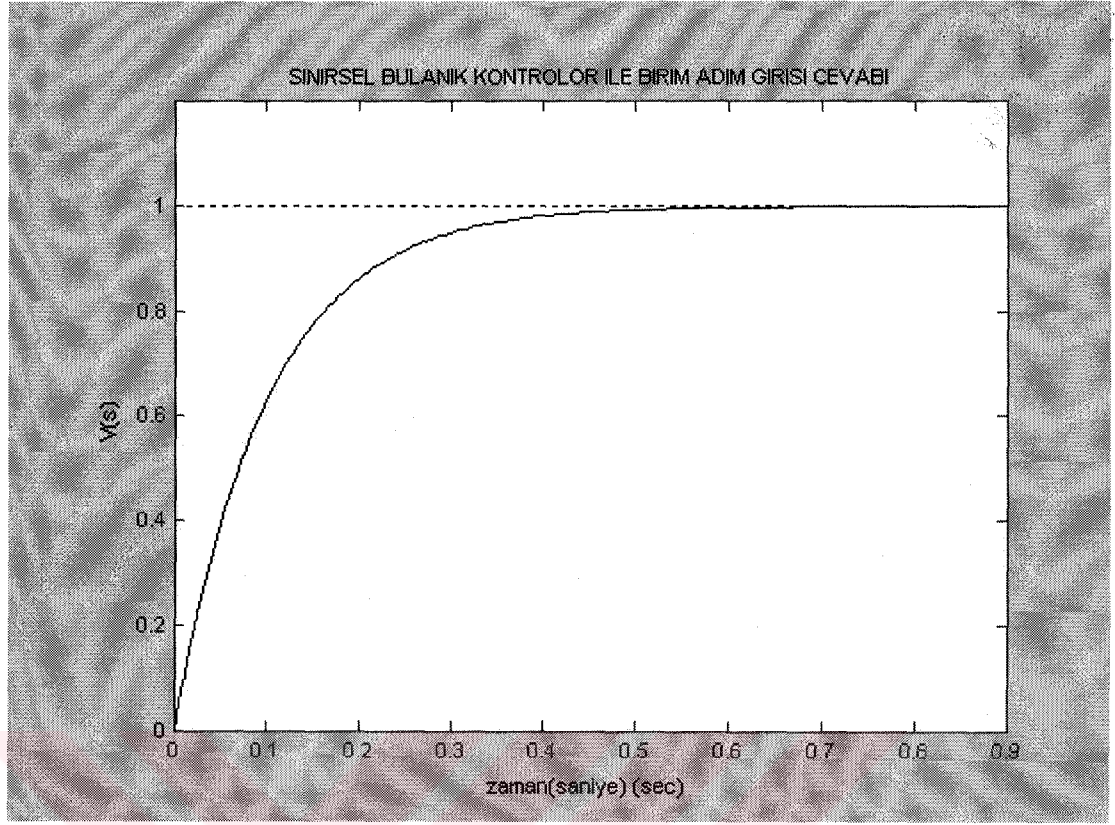
Çizelge 7.4 NEFCLASS ile elde edilen kural tablosu

de	e	N	S	P
N		NB	NK	PK
S		NO	S	NO
P		NK	PK	PB

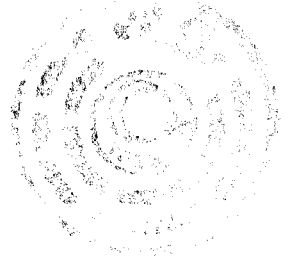
Elde edilen 9 kural için e ve de değerleri 3 bulanık kümeye sahiptir. Çıkış değişkeni gerilim değişimi içinde 4 farklı kümeye sahip üyelik fonksiyonu elde edilmiştir. Üyelik fonksiyonları NEFCLASS modeliyle öğretilmiştir. NEFCLASS ile elde edilen üyelik fonksiyonları Şekil 7.9'da, bu üyelik fonksiyonları ile yapılan benzetim sonucu elde edilen çıkış grafiği Şekil 7.10'da gösterilmiştir.



Şekil 7.9 NEFCLASS ile elde edilen üyelik fonksiyonları



Şekil 7.10 Sinirsel bulanık kontrolörle birim adım girişi cevabı



SONUÇ VE ÖNERİLER

Lineer motorlar, dairesel hareket eden motorlara kıyasla üretimi daha zahmetli ancak kontrol edilebilirliği daha yüksek motorlardır. Zira dairesel olarak hareket eden tek fazlı ya da çok fazlı kuvvet vektörleri oluşturmak, düzenli olarak hareket eden lineer kuvvet vektörü oluşturmaya kıyasla, mekanik ve elektriksel açıdan daha kolaydır. Bununla beraber, lineer motorlar kontrol sistemlerinin basitliği ile dikkat çekerler. Bu çalışmada, sabit mıknatıslı bir lineer motor üretilmiş ve bu motordan elde edilen gerçek parametrelerle, motorun sinirsel bulanık kontrolörle kontrolünün bilgisayar ortamında benzetimi yapılmıştır.

Motorun birim adım girişine kontrolörsüz tepkisi incelendiğinde 25 saniyede referans değere kontrolörsüz eriştiği görülmektedir. Motorun öz dinamiği zaten kararlı bir sistemi dikte eder. Kontrolörün yapması gereken, yerleşme zamanını ve aşım değerini düşürmektir.

Ziegler-Nichols PID ayar kuralları ile elde edilen optimum katsayılarla yapılan PID kontrolde, yerleşme zamanının 1.5 saniyeye, aşımın %2,04 değerine düştüğü gözlenmiştir. Bu haliyle sistem, tipik bir ikinci dereceden sistem gibi davranmaktadır. DC lineer motorun PID kontrol benzetimi, sinirsel bulanık kontrolörün bir klasik kontrolörle karşılaştırılmasına imkan sağlaması amacıyla gerçekleştirilmiştir.

Tasarlanan DC lineer motorun sinirsel bulanık kontrolörle yapılan benzetimi sonucunda, sistemin birinci dereceden sistem gibi davrandığı, aşım oluşmadığı, yerleşme süresinin 0.67 saniyeye düştüğü, tepe değer referans değere eşit olduğu gözlenmiştir. Tasarlanan lineer motorun, tekstil endüstrisi gibi oldukça hassas bir endüstride kullanılacağı düşünülürse, PID kontrolör ile elde edilen cevap, oldukça kullanışsız bir kontrol sistemini işaret eder. Örneğin kaliteli bir kumaştan, makine ile

dikilecek bir elbisede dikim işleminin başlangıcı anında oluşacak geçici durum, üründe hasara yol açacak ve bu sonuç, üreticiyi zor durumda bırakacaktır. Bu türden hassas uygulamalar, lineer motorun sinirsel bulanık kontrol gibi modern bir kontrol teknolojisi ile kontrolünü zorunlu kılar. Ancak, tasarlanan lineer motorun bir marketteki ya da herhangi bir ürün tanıtım platformundaki bir konveyörü süreceği düşünülürse, bu türden uygulamalar için gerçekleşmesi daha basit ve ucuz olan, uzman bilgisi gerektirmeyen PID kontrolör kullanılabilir.

Bu aşamadan sonra, kontrolörün bilgi tabanına daha dinamik bir yapı kazandıran ve mevcut bulanık kuralların içinde en iyi olanlarının seçilmesi konusunda oldukça iyi performans gösteren genetik algoritmalar, sistemin bilgi tabanına entegre edilebilir. Ayrıca ikinci dereceden sistemlerin performans kriterleri açısından daha ideal bir cevap elde etmek için, kural tabanındaki kural sayısı artırılabilir. Bunlara ek olarak, DC lineer motor tasarımı açısından, maliyet faktörünün birinci planda olmadığı endüstriyel ya da akademik uygulamalarda, daha fazla sayıda mıknatıs kullanılarak daha uzun hareket alanına sahip ve daha yüksek güçlü DC lineer motorlar üretilir.



KAYNAKLAR

Allahverdi, N. *Uzman Sistemler: Bir Yapay Zeka Uygulaması*. Atlas Yayıncılık, İstanbul, 2002

Bal, G. *Doğru Akım Makinaları ve Sürücüler*. Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2001

Basak, A. *Permanent Magnet DC Linear Motors*. Oxford Science Publications, Cardiff, 1996

Berenji, H. *Learning and Tuning Fuzzy Logic Controllers Through Reinforcement*. IEEE Transaction on Neural Networks, 3: 724-740.

Brown M, Moore G, Harris C. *Intelligent Control: Aspect of Fuzzy Logic and Neural Nets*. World Scientific Series, New Jersey, 1993

Demirci, R. *Adaptive Control of DC Linear Motor*. Unpublished PhD Thesis, University of Wales, Cardiff, UK, 1997.

Demirci, R. *Özel Elektrik Makinaları*. Basılmamış Ders Notları, Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Düzce, 2003.

Elmas, Ç. *Bulanık Mantık Denetleyiciler*. Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2003

Elmas, Ç. *Yapay Sinir Ağları*. Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2004

Gürdal, O. *Elektrik Makinalarının Tasarımı*. Atlas Yayıncılık, Ankara, 2001



Hasırcı, U. Demirci, R. *Bulanık Mantıkla Sabit Mıknatıslı Doğru Akım Motorunun PC ve Mikrodenetleyici Destekli Kontrolü*. Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2004

Kleitz, W. *Digital Electronics*. 4th Edition, Prentice Hall Inc., New Jersey, 1994

Kosko, B. *Neural Networks and Fuzzy Systems*. Prentice Hall Inc. New Jersey USA, 1992

Ogata, K. *Modern Control Engineering*. Third Edition. Prentice Hall Inc. New Jersey, 1997

Pastacı, H. *Elektrik ve Elektronik Ölçmeleri*. Birsen Yayınevi, 1996

Şen, Z. *Bulanık Mantık ve Modelleme İlkeleri*. Bilge Sanat Kültür Yapım Yayınları, Ankara, 2003

Zurada, M. *Introduction to Artificial Neural Nets*. West Publishing Company New York, 1992

www.microchip.com “Application Notes/Servo Drivers”

www.sciencedirect.com “Articles/Engineering/Control Engineering Practise”



ÖZGEÇMİŞ

Ad, Soyad : Uğur HASIRCI

Doğum Yeri, Tarih : Ankara, 1980

Öğrenim : Lisans : Abant İzzet Baysal Üniversitesi Düzce Teknik Eğitim
Fakültesi Elektrik Eğitimi Bölümü 1999-2003

Yüksek Lisans : Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü Mühendislik ve Fen
Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
2003-Halen

Mesleki Deneyim: Teknik Öğretmen, MEB Kandıra Çok Programlı Lisesi
2004-2005

Araştırma Görevlisi, Abant İzzet Baysal Üniversitesi
Düzce Teknik Eğitim Fakültesi Elektrik Eğitimi Bölümü
2005-Halen