

**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**PNÖMATİK BİR SİSTEMİN PARAMETRİK  
VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TANILANMASI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ  
Arif ÇELEBİ**

**Anabilim Dalı : Makine Mühendisliği**

**Programı : Sistem Dinamiği ve Kontrol**

**MAYIS 2010**



**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**PNÖMATİK BİR SİSTEMİN PARAMETRİK  
VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TANILANMASI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ  
Arif ÇELEBİ  
(503061601)**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 28 Nisan 2010  
Tezin Savunulduğu Tarih : 11 Mayıs 2010**

**Tez Danışmanı : Prof. Dr. Can ÖZSOY (İTÜ)  
Diğer Jüri Üyeleri : Yrd. Doç. Dr. İlker Murat KOÇ (İTÜ)  
Yrd. Doç. Dr. Semih SEZER (YTÜ)**

**MAYIS 2010**



## ÖNSÖZ

Endüstride yaygın bir kullanım alanı bulunan pnömatik teknolojiyle hassas kontrol uygulamalarına yönelik arařtırmalar son yıllarda önemli artış göstermektedir. Kontrol edilecek sistemin iyi bir şekilde tanınması hassas kontrolün başarımını artıracaktır. Bu sebeple; bu çalışmada İTÜ Makina Fakültesi Sistem Dinamiđi ve Kontrol Laboratuar'ında bulunan pnömatik deney sistemin parametrik ve yapay sinir ađları ile tanınması gerçekleştirilmiştir.

Çalışmalarım boyunca bana sürekli güvenen ve destek olan sayın danışman hocam Prof. Dr. Can ÖZSOY'a ve maddi ve manevi destekleriyle her zaman yanımda olan aileme teşekkür ederim.

Nisan 2010

Arif Çelebi  
(Makina Mühendisi)



# İÇİNDEKİLER

## Sayfa

ÖNSÖZ.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	v
KISALTMALAR.....	vii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	ix
ŞEKİL LİSTESİ.....	xi
SEMBOL LİSTESİ.....	xiii
ÖZET.....	xv
SUMMARY.....	xvii
<b>1. GİRİŞ .....</b>	<b>1</b>
1.1 Tezin Amacı.....	2
1.2 Literatür Özeti.....	2
1.3 Tez Kapsamında Yapılanlar.....	5
<b>2. PNÖMATİK SİSTEMİN TANITIMI .....</b>	<b>7</b>
2.1 Giriş .....	7
2.2 Konu İle İlgili Çalışmalar .....	7
2.3 Pnömatik Sistemin Elemanları.....	8
2.3.1 Silindir .....	8
2.3.2 Oransal Basınç Kontrol Valfleri.....	9
2.3.3 Konum ve Basınç Ölçme Sistemi.....	11
2.3.4 Sistemin Bilgisayarla Bağlantısı Ve Arayüzler.....	12
2.4 Pnömatik Sistemin Genel Yapısı.....	15
<b>3. PNÖMATİK SİSTEMİN MATEMATİK MODELİ .....</b>	<b>17</b>
3.1 Giriş .....	17
3.2 Silindir Modeli .....	17
3.3 Basınç Modeli .....	18
3.4 Valf Modeli.....	23
3.5 Silindir, Basınç ve Valf Modellerinin Deney Düzenine Uygulanması.....	25
<b>4. SİSTEM TANILAMA.....</b>	<b>29</b>
4.1 Giriş .....	29
4.2 Veri Toplama ve İşleme.....	30
4.3 Örnekleme Frekansının Seçimi .....	30
4.4 Sistem Tanılama İlkeleri.....	31
4.5 Model Karmaşıklığının Tahmini.....	33
4.5.1 Gürültüsüz Sistemin Model Karmaşıklığının Tahmini .....	33
4.5.2 Beyaz Gürültülü Sistemin Model Karmaşıklığının Tahmini .....	34
4.6 Parametre Uyum Algoritmaları.....	35
4.6.1 Ardışık En Küçük Kareler Yöntemi .....	35
4.7 Çapraz İlişki Testi .....	38
<b>5. YAPAY SİNİR AĞLARI.....</b>	<b>41</b>
5.1 YSA nedir?.....	41
5.2 YSA Çeşitleri .....	47

5.2.1 Öğrenme Algoritmalarına Göre Yapay Sinir Ağları.....	47
5.2.1.1 Danışmanlı öğrenme	48
5.2.1.2 Danışmansız öğrenme	48
5.2.1.3 Destekleyici öğrenme	48
5.2.2 Öğrenme Zamanına Göre Yapay Sinir Ağları.....	48
5.2.2.1 Statik öğrenme	48
5.2.2.2 Dinamik öğrenme	49
5.2.3 Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları .....	49
5.2.3.1 İleri Beslemeli Ağlar	49
5.2.3.2 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları	49
5.3 YSA Mimarisinin Belirlenmesi .....	50
5.4 YSA Uygulama Alanları .....	51
5.5 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri.....	52
5.5.1 Doğrusal Olmama .....	52
5.5.2 Öğrenme .....	52
5.5.3 Genelleme .....	53
5.5.4 Uyarlanabilirlik .....	53
5.5.5 Hata Toleransı.....	53
5.5.6 Analiz ve Tasarım Kolaylığı.....	53
5.6 Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajı.....	53
5.7 YSA ile Sistem Tanılama .....	54
<b>6. PNÖMATİK BİR SİSTEMİN PARAMETRİK VE YAPAY SİNİR AĞLARI</b>	
<b>İLE TANILANMASI .....</b>	<b>55</b>
6.1 Giriş.....	55
6.2 Tanılama İşlemi Sırasında Kullanılan Giriş-Çıkış Verileri.....	56
6.3 Pnömatik Sistemin Parametrik Tanılanması .....	57
6.4 Pnömatik Sistemin Yapay Sinir Ağları İle Tanılanması .....	58
6.4.1 Levenberg – Marquardt Algoritması.....	61
6.4.2 YSA Modelinin Eğitilmesi .....	64
6.4.3 YSA Modelinin Denetimi.....	65
6.5 Sonuçlar ve Öneriler .....	67
<b>KAYNAKLAR.....</b>	<b>69</b>
<b>EKLER .....</b>	<b>73</b>



## KISALTMALAR

<b>A/D</b>	: Analog/Digital
<b>ADALINE</b>	: Adaptive Linear Neuron
<b>ARMAX</b>	: Auto Regressive Moving Average with Exogenous Input
<b>ART</b>	: Adaptif Rezonans Teorisi
<b>ARX</b>	: Auto Regressive with Exogenous Input
<b>D/A</b>	: Digital/Analog
<b>DAC</b>	: Digital to Analog Converter
<b>ELS</b>	: En Küçük Kareler Yöntemi
<b>IFAC</b>	: Uluslararası Otomatik Kontrol Federasyonu
<b>NN</b>	: Neural Network
<b>PRBS</b>	: Pseudo Random Binary Sequence
<b>RLS</b>	: Ardışık En Küçük Kareler Yöntemi
<b>RML</b>	: Ardışık En Çok Olasılık Yöntemi
<b>YSA</b>	: Yapay Sinir Ağları



## ÇİZELGE LİSTESİ

### Sayfa

<b>Çizelge 4.1</b> : Ortalaması 0, varyansı 1 olan Normal Dağılımlı Rassal Değişkenin Güven Aralığı. ....	39
<b>Çizelge 6.1</b> : YSA modelinin çeşitli eğitim algoritmaları ile eğitilmesi .....	61
<b>Çizelge 6.2</b> : Levenberg-Marquardt algoritması ile YSA modelinin eğitilmesi .....	65



## ŞEKİL LİSTESİ

### Sayfa

Şekil 2.1 : Silindirin ayrıntıları .....	9
Şekil 2.2 : Oransal basınç kontrol valfi çalışma ilkesi .....	10
Şekil 2.3 : Oransal basınç kontrol valfi akım-basınç grafiği .....	11
Şekil 2.4 : Oransal Basınç Kontrol Valfi Sinyal Akışı.....	11
Şekil 2.5 : PCL 812PG kartı ayrıntıları .....	14
Şekil 2.6 : Ana dağıtım kartı ayrıntıları.....	15
Şekil 2.7 : Pnömatik deney düzeneği genel yapısı .....	15
Şekil 2.8 : Pnömatik deney düzeneği ayrıntıları-1 .....	16
Şekil 2.9 : Pnömatik deney düzeneği ayrıntıları-2 .....	16
Şekil 3.1 : Çubuksuz silindir dinamiği şematik gösterimi.....	17
Şekil 3.2 : Sürtünme-hız ilişkileri: (a) viskoz sürtünme, (b) kuru sürtünme .....	18
Şekil 3.3 : Pnömatik bir kontrol hacminin basitçe gösterimi.....	19
Şekil 3.4 : Daralan geçit (vena contracta).....	24
Şekil 3.5 : Servovalflerle çubuksuz silindirin şematik diyagramı.....	25
Şekil 4.1 : Sistem tanımlama akış diyagramı.....	32
Şekil 4.2 : Parametre tanımlama blok diyagramı.....	32
Şekil 4.3 : Parametre uyum algoritmalarının ardışık yapısı.....	33
Şekil 4.4 : ARX model yapısı .....	37
Şekil 4.5 : En küçük kareler yöntemiyle hata üretimi .....	38
Şekil 5.1 : YSA Yapısının temel elemanları.....	43
Şekil 5.2 : YSA'nın eğitilmesi. ....	44
Şekil 5.3 : Basit bir nöron yapısı.....	44
Şekil 5.4 : YSA'da kullanılan temel geçiş fonksiyonları .....	45
Şekil 5.5 : Tek katmanlı bir YSA'nın genel gösterimi.....	46
Şekil 5.6 : Tek katmanlı bir YSA'nın kısaltılmış gösterimi.....	46
Şekil 5.7 : Üç Katmanlı YSA Yapısı.....	47
Şekil 5.8 : İleri Beslemeli ve Geri Beslemeli Ağ Yapıları .....	49
Şekil 5.9 : Sinir Ağlarında Parellilik.....	52
Şekil 5.10 : YSA ile Sistem Tanılama Algoritması .....	54
Şekil 6.1 : Pnömatik Sisteme Gönderilen Giriş Sinyali .....	56
Şekil 6.2 : Pnömatik Sistemin Çıkışı.....	56
Şekil 6.3 : ARX Model ve Sistem Çıkışı.....	57
Şekil 6.4 : Parametrik Model İçin Çapraz-İlişki Testi.....	58
Şekil 6.5 : Yapay Sinir Ağının Eğitimi.....	59
Şekil 6.6 : Sinir ağları ile öngörülme kontrol arayüzü .....	59
Şekil 6.7 : Pnömatik sistemin tanınması için kullanılan YSA yapısı.....	60
Şekil 6.8 : YSA model ve sistem çıkışı .....	65
Şekil 6.9 : YSA denetim modeli ve sistem çıkışı.....	66
Şekil 6.10 : Pnömatik sitem için YSA modeli performans değer grafiği.....	66
Şekil 6.11 : YSA Model İçin Çapraz-İlişki Testi.....	67
Şekil 6.12 : YSA Modeli Regresyon Analizi.....	67

<b>Şekil A.1</b> : ARX Model ve Sistem Çıkışı.....	74
<b>Şekil A.2</b> : ARX Model ve Sistem Çıkışı.....	74
<b>Şekil A.3</b> : ARX Model ve Sistem Çıkışı.....	75
<b>Şekil A.4</b> : ARX Model ve Sistem Çıkışı.....	75
<b>Şekil A.5</b> : YSA Model ve Sistem Çıkışı.....	76
<b>Şekil A.6</b> : YSA Model ve Sistem Çıkışı.....	76

## SEMBOL LİSTESİ

<b>A</b>	: Piston kesit alanı ( $m^2$ )
<b>a</b>	: Nöron çıkışı
<b>B</b>	: Viskoz sürtünme katsayısı (kg/s)
<b>b</b>	: Bias
<b>b<sub>j</sub></b>	: j <sup>th</sup> gizli noddaki bias
<b>C<sub>d</sub>, C<sub>d1</sub>, C<sub>d2</sub></b>	: Valf boşaltma katsayısı
<b>C<sub>M</sub>, C<sub>M1</sub>, C<sub>M2</sub></b>	: Valfe ait kütle akış parametresi
<b>c<sub>p</sub></b>	: Havanın sabit basınçtaki özgül ısısı ( $kJ/kg^{\circ}K$ )
<b>c<sub>v</sub></b>	: Havanın sabit hacimdeki özgül ısısı ( $kJ/kg^{\circ}K$ )
<b>d<sub>d</sub></b>	: y(.) ile bağdaşan giriş nod sayısı
<b>E</b>	: Kontrol hacmindeki havanın enerjisi (kJ)
<b>f</b>	: Geçiş fonksiyonu
<b>f<sub>B</sub></b>	: Sistem bant genişliği (Hz)
<b>f<sub>j</sub>(.)</b>	: Gizli katmandaki jth nod için çıkış fonksiyonu
<b>f<sub>s</sub></b>	: Örnekleme frekansı (Hz)
<b>F<sub>S</sub></b>	: Statik veya dinamik (Coulomb) kuru sürtünme kuvveti (N)
<b>g</b>	: Yerçekimi ivmesi ( $m/s^2$ )
<b>h</b>	: Havanın entalpisi (kJ/kg)
<b>h'<sub>ç</sub></b>	: kontrol hacminden çıkan havanın birim kütesinin toplam enerjisi(kJ)
<b>h'<sub>g</sub></b>	: Kontrol hacmine giren havanın birim kütesinin toplam enerjisi (kJ)
<b>hid</b>	: Gizli katmandaki gizli nod sayısı
<b>L<sub>S</sub></b>	: Strok (m)
<b>m</b>	: Havanın kütlesi (kg)
<b>ṁ</b>	: Havanın kütleli debisi (kg/s)
<b>ṁ<sub>ç</sub></b>	: Kontrol hacminden çıkan havanın kütleli debisi (kg/s)
<b>ṁ<sub>g</sub></b>	: Kontrol hacmine giren havanın kütleli debisi (kg/s)
<b>M<sub>T</sub></b>	: Toplam hareketli kütle (kg)
<b>n̄</b>	: ADC bit sayısı
<b>n<sub>d</sub></b>	: u(.) ile bağdaşan giriş nod sayısı,(u(n) hariç)
<b>net<sub>j</sub>(n)</b>	: j <sup>th</sup> nodun çıkış fonksiyonunun aktivasyon seviyesi
<b>P<sub>atm</sub></b>	: Atmosfer basıncı (bar(m))
<b>P<sub>b</sub></b>	: Besleme basıncı (bar(m))
<b>P<sub>d</sub></b>	: Valfteki akışın doldurduğu hacmin basıncı (bar(m))
<b>P<sub>u</sub>, P<sub>u1</sub>, P<sub>u2</sub></b>	: Valfteki akışı yaratan basınç (bar(m))
<b>P<sub>vc</sub>, P<sub>vc1</sub>, P<sub>vc2</sub></b>	: Daralan geçitteki statik basınç (bar(m))
<b>P<sub>1</sub>, P<sub>2</sub></b>	: 1. ve 2. odacık basıncı (bar(m))
<b>q</b>	: Kuantizasyon adımı
<b>Q</b>	: Kontrol hacmine veya kontrol hacminden dışarı olan ısı akışı (kJ)
<b>r<sub>p</sub>, r<sub>p1</sub>, r<sub>p2</sub></b>	: Basınçlar oranı
<b>r<sub>pc</sub></b>	: Kritik basınç oranı
<b>R</b>	: Evrensel gaz sabiti ( $kJ/kg^{\circ}K$ )

$S, S_1, S_2$	: Valf açıklığı
$T, T_s$	: Örnekleme periyodu (s)
$\tilde{T}, \tilde{T}_1, \tilde{T}_2$	: Odacık (kontrol hacmi) sıcaklığı ( $^{\circ}\text{K}$ )
$u(t)$	: Giriş sinyali
$u_h$	: Havanın birim kütesinin iç enerjisi (kJ/kg)
$v$	: Hız (m/s)
$V$	: Odacık hacmi (kontrol hacmi) ( $\text{m}^3$ )
$v_h$	: Havanın hızı (m/s)
$V_{O1}, V_{O2}$	: Odacık ölü hacmi ( $\text{m}^3$ )
$W$	: Kontrol hacminin çevreye yaptığı iş (kJ)
$w$	: Bağlantı ağırlığı
$w_j$	: Çıkış nodu ile $j^{\text{th}}$ gizli nod bağlantı ağırlığı
$w_{j,i}$	: $i^{\text{th}}$ giriş nodu ile $j^{\text{th}}$ gizli nod bağlantı ağırlığı
$x$	: Piston konumu (m)
$x_{e1}, x_{e2}$	: Eşdeğer konum (m)
$y(t)$	: Gerçek sistem çıkışı
$\hat{y}(t)$	: Kestirilen sistem çıkışı
$y_m$	: YSA model çıkışı
$z_h$	: Yükseklik (m)
$\varepsilon(t)$	: Kestirim hatası
$\phi(t)$	: Gözlem vektörü
$\gamma$	: Özgül ısılar oranı
$\rho$	: Havanın yoğunluğu ( $\text{kg}/\text{m}^3$ )
$\tau$	: Zaman sabiti (s)
$\hat{\theta}(t)$	: Parametre vektörü
$\omega$	: Frekans (rd/s)
$\omega_0$	: Doğal salınım frekansı (rd/s)



## **PNÖMATİK BİR SİSTEMİN PARAMETRİK VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TANILANMASI**

### **ÖZET**

Son yıllarda, pnömatik sistemlerle hassas kontrol uygulamalarına yönelik çalışmalar önemli artış göstermektedir. Sistemin modelinin, yapısının ve gerçek parametrelerinin iyi bilinmesi; uygulanacak kontrolün başarısını artıracaktır. Bu sebeple; gerçek bir pnömatik sistemin tanılanması bu çalışmanın konusunu oluşturmaktadır.

Bu çalışmada İ.T.Ü. Makina Fakültesi Otomatik Kontrol Laboratuvarı'nda bulunan elektropnömatik deney düzeneğinden yararlanılmaktadır. Deney düzeneği, her iki yönde de aynı kesite sahip, çubuksuz, üzerindeki arabaya manyetik olarak bağlı hassas bir silindir, bilgisayardan gelen elektrik sinyalleriyle orantılı olarak belirli referans basınçlarını üreten elektropnömatik oransal servovalfler, manyetik lineer cetvel ve analog basınç ölçerlerden oluşmaktadır. Sistemin kuru sürtünme katsayıları, viskoz sürtünme katsayısı, hareketli kütle (piston+araba), valfe ait katsayılar gibi birçok parametresi tanılanabilmektedir.

Sistem tanılama amacıyla sisteme beyaz gürültü sinyali gönderilerek, sistemin konum tepkileri kaydedilmekte, daha sonra bu veriler sayısal olarak işlenerek sistemin parametrik modeli oluşturulmaktadır. Aynı verilerle, YSA modeli eğitilerek pnömatik sistemin tanılama işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada sunulan sistem tanılama modelleri sayesinde pnömatik sistemde meydana gelebilecek arızalar önceden tespit edilebilecek ve önlemler alınabilecektir.

Sonuç olarak, parametrik model ile YSA modeli karşılaştırılmış, YSA'ların eğitilerek oluşturulan modelin, parametrik modele göre gerçek sisteme daha yakın sonuçlar verdiği görülmüştür. Fakat YSA modelinin oluşturulması sırasında bize maal olan maliyeti unutulmamalıdır.



# **PARAMETRIC AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK IDENTIFICATION OF PNEUMATIC SYSTEM**

## **SUMMARY**

In recent years, studies on the precise control applications with pneumatic systems have been growing. To know system model, structure and real parameters very well will increase the success of the control to be applied. So the subject of this study is system identification of a real pneumatic system.

In the study, an electropneumatic experimental stand which was installed in Automatic Control Laboratory of Mechanical Faculty of I.T.U. is utilised. Experimental stand consists of a magnetically coupled rodless cylinder with high precision guide, and two electropneumatic proportional servovalves producing proportional reference pressures according to electric signals sent from the computer, and a magnetic linear scale, and two analog pressure sensors, and interface circuits. Parameters of the pneumatic system such as dry friction coefficients, viscous friction coefficients, moving mass (piston+carriage), valve coefficients, etc. are identifiable.

Signals are sent to the pneumatic system for system identification and system responses as position is recorded. Later, these data are digitally processed, and input and output data for identification models are created. Identification of pneumatic system operation is realized with the same data are used training artificial neural network. In this study, detecting the faults and taking required precaution in pneumatic system with system identification.

Consequently, artificial neural network model compared with parametric model. Artificial neural network is generated by the model training, according to parametric model gives result closer to real system. However, during to creation of artificial neural network model, the cost should not be forgotten.



## 1. GİRİŞ

Günümüzde klasik kontrol ediciler ile basit prosesler başarılı bir şekilde kontrol edilebilsede endüstriyel proseslerin bir çoğunun doğrusal olmadığı gözönüne alındığında bu tip kontrol edicilerin yetersiz kaldığı görülmektedir. Yapay sinir ağları karmaşık ve doğrusal olmayan proses modellerinin oluşturulmasında, öğrenmesi ve oldukça iyi yaklaşım getirebilmesi gibi yetenekleri sayesinde etkin bir araç olarak kullanılmaya başlanılmıştır. YSA bilim ve teknolojinin geniş bir alanında başarıyla uygulanabilmekte ve özellikle dinamik sistemlerin tanınması ve kontrolündeki etkinliğinden dolayı tercih sebebi olmaktadır.

Sistem tanılama, dinamik bir sistemin modelinin gerçek sistemden alınan giriş-çıkış ölçümleriyle bulunması anlamına gelir. Sistem tanılamamın amacı, belirli bir sisteme veri giriş-çıkışı ilişkisinden, daha sonra sistem üzerinde tekrar yapılacak çalışmalarda kullanılabilen güvenilir bir matematiksel model kurmaktır.

Pnömatik sistemler; otomasyon sistemlerinde, düşük ve orta güç gerektiren endüstriyel robot ve manipülatör uygulamalarında, yanıcı, lekeleyici ortamların istenmediği veya hijyenik ortamların gerektiği boya, tekstil, gıda, ilaç, otomotiv, ambalaj vs. sektörü de dahil olmak üzere hemen hemen sanayiinin her kolunda kullanım alanı bulmaktadır.

Pnömatik sistemlerde ara konumda konum kontrolü zorluğunun üstesinden gelmek için mekanik sınırlamalar, kilit veya fren mekanizmaları kullanılır. Ancak bu tür çözümler sistemde şoklar yaratarak mukavemet, malzeme yorulması vs. sorunlarına yolaçabilmekte ayrıca sistemin verimini de azaltmaktadır. Pnömatik sistemlerin endüstride kullanımı, ancak herhangi bir mekanik sınırlama olmaksızın konum, hız hatta kuvvet yörüngelerini gerçekleştirebilecek sistemlerin geliştirilmesiyle en üst seviyeye ulaşabilecektir.

Pnömatik bir sistemde konum, hız veya kuvvet yörüngesi üzerinde kontrol tasarımı yapılırken; ancak uygun bir kontrol algoritması (hem izleyici hemde regülatör çevrimleri gibi) kullanılması ve sistemin gerçek parametrelerinin/davranışının iyi

bilinmesi (simülasyon çalışmalarında ise; gerçek sistemin, simülasyon modelinde iyi bir şekilde temsil ediliyor olması) halinde başarılı sonuçlar elde edilebilir.

Hassas konum kontrolü gerçekleştirilmek istendiğinde; ikili (aç-kapa) valfler veya oransal pnömatik valfler tercih edilmektedir. İkili valfler ucuz olmalarına karşın, kontrolün başarımı sistem dinamiğinin ne kadar iyi bilindiğine ve anahtarlamaların doğru tanımlanmasına bağlıdır. Oransal valflerle ise konum kontrolü için elde edilmek istenen basınç değerleri kolaylıkla sağlanmakta ancak maliyet yüksek olmaktadır.

Bu çalışmada, İTÜ Makina Fakültesi Sistem Dinamiği ve Kontrol Laboratuvar'ında bulunan pnömatik deney sistemin parametrik ve yapay sinir ağları ile tanımlanması gerçekleştirilecektir.

## **1.1 Tezin Amacı**

Bu tez çalışmasında en küçük kareler yöntemi ve yapay sinir ağları ile pnömatik sistemin tanımlanması gerçekleştirilerek, güvenilir bir matematiksel model kurmayı amaçlanmıştır. Kurulan bu model sistem davranışlarının öngörülebilmesini, sistem davranışının istenilen yönde kontrol edilmesi ve yönlendirilebilmesini hedef edinir.

Bu çalışmanın ön koşulu gerçeği yansıtmaktır. Sistem tanımlama yöntemleriyle elde edilen model, bir giriş ve bir çıkış arasındaki matematiksel ilişkiyi ortaya koymak amacıyla oluşturulmuştur.

## **1.2 Literatür Özeti**

Sistem tanımlama yöntemlerinin dinamik sistemlere uygulanabilir hale getirilmesi modern kontrol teorisinin K.J. Aström ve I. Bohlin tarafından yayımlanan makaleleriyle 1960'lara rastlar. Sistem tanımlama için geliştirilen bu tekniklerin endüstriyel süreçler için uygulanması ise Lennart Ljung ile başlamıştır. Günümüzde her ne kadar yeni bir alan olarak görülebilir olsa da sistem tanımlama ve dallarına ait edebiyat çok geniştir. Eykhoff, Söderström & Stocia ve Lennart Ljung'un eserleri bu konuya temel teşkil eden kaynaklardır [1-3].

Bu konu hakkında elde bulunan Box & Jenkins, Spriet & Vansteenkiste, Johansson, Ljung & Glad'ın yazmış olduğu kitaplar birçok uygulama sorununa dair yazılmış kitaplar konumundadır [4-7].

Goodwin & Payne, Davis & Vinter, Hannan & ve Söderström & Stocia kitapları ise daha teorik konular hakkında çözüm getirmek amacıyla yazılmış eserlerdir [8-10].

Burada IFAC' ın hayata geçirdiği süreçlerden de bahsetmek gerekmektedir. Bu kuruluş, sistem tanılama adına birçok makale sunulmasına ve üretilmiş veya keşfedilmiş bilgilerin yaygınlaşmasına imkân veren "Tanılama ve Sistemlerin Parametre Yöntemleri Sempozyumu " düzenlemektedir. Bu sempozyumlar, ilki 1967 yılında Prag'da gerçekleştirildiğinden beri, her üç senede bir hazırlanmaya devam etmektedir [2].

Gerçek yaşama dair nesnelerin matematiksel modellerini yapmanın felsefi sorgulamaları ilk defa 1934'te Popper tarafından tartışılmaya açılmıştır. Fiziksel yasaların mühendislik uygulamalarındaki modellenmesi ise Wellstead, Ljung & Glad ve buna benzer birçok bilim insanınca tartışılmaya sunulmuştur. Sistem tanılama konusunun yazımlarının ve kitaplarının temelini oluşturmuş ve geliştirmiş bu çabalar, aynı zamanda günümüzde de ilerlemesini sürdüren sistem tanılamamanın destek birimlerini oluşturmaktadır. Bu bilimsel eserler, sistem tanılamamanın başka unsurlarla harmanlanmasına olanak sağlamıştır [11].

Malinvaud ekonomi alanında; Godfrey biyolojide; Robinson & Treitel, Mendel jeolojide; Dudley elektromanyetik dalgalar konusunda; Markel & Gray ses dalgaları alanında modelleme ve tanılama araçlarını farklı uygulama alanlarında kullanan bilim insanlarından ilk çalışma sahipleridir [11].

YSA'lar ile ilgili çalışmalar 20.yy'ın ilk yarısında başlamış ve günümüze kadar büyük bir hızla devam etmiştir. Bu çalışmalarını 1970 öncesi ve sonrası diye iki kısma ayırmak mümkündür. Zira 1970 yılları YSA için bir dönüm noktasını teşkil etmiş daha önce aşılması imkânsız görünen pek çok problem bu dönemlerde aşılmıştır.

İlk yapay sinir ağı modeli 1943 yılında, bir sinir hekimi olan Warren McCulloch ile bir matematikçi olan Walter Pitts tarafından gerçekleştirilmiştir. McCulloch ve Pitts, insan beyninin hesaplama yeteneğinden esinlenerek, elektrik devreleriyle basit bir sinir ağı modellemişlerdir.

1948 yılında "Wiener "Cybernetics" isimi kitabında, sinirlerin çalışması ve davranış özelliklerine değinmiş, 1949 yılında ise Hebb "Organization of Behavior" adlı eserinde öğrenme ile ilgili temel teoriyi ele almıştır [12].

Hebb kitabında öğrenebilen ve uyum sağlayabilen sinir ağları modeli için temel oluşturacak "Hebb kuralı"nı ortaya koymuştur. Hebb kuralı; sinir ağının bağlantı sayısı değiştirilirse, öğrenebileceğini ön görmekteydi.

1957 yılında Frank Rosenblatt'ın Perceptron'u geliştirmesinden sonra, YSA'lar ile ilgili çalışmalar hız kazanmıştır. Perceptron; beyin işlevlerini modelleyebilmek amacıyla yapılan çalışmalar neticesinde ortaya çıkan tek katmanlı eğitilebilen ve tek çıkışa sahip bir ağ modelidir [13].

1959 yılında Bernard Widrow ve Marcian Hoff (Stanford Üniversitesi) ADALINE modelini geliştirmişler ve bu model YSA'ların mühendislik uygulamaları için başlangıç kabul edilmiştir. Bu model Rosenblatt'ın Perceptron'una benzemekle birlikte, öğrenme algoritması daha gelişmiştir. Bu model uzun mesafelerdeki telefon hatlarındaki yankıları ve gürültüleri yok eden bir adaptif filtre olarak kullanılmış, ve gerçek dünya problemlerine uygulanan ilk YSA olma özelliğini kazanmıştır. Bu yöntem günümüzde de aynı amaçla kullanılmaktadır.

1960 ların sonlarına doğru YSA çalışmaları durma noktasına gelmiştir. Buna en önemli etki; Minsky ve Pappert tarafından yazılan Perceptrons adlı kitaptır. Burada YSA'ların doğrusal olmayan problemleri çözemediği meshur XOR problemi ile ispatlanmış, ve YSA çalışmaları bıçak gibi kesilmiştir.

Tüm bunlara rağmen Anderson, Amari, Cooper, Fukushima, Grossberg, Kohonen, Hopfield gibi bilim adamları çalışmalarını sürdürmüşler, 1972 de Kohonen ve Anderson Associative memory konusunda benzer çalışmalar yayınlamışlardır. Kohonen daha sonra 1982 yılında Kendi kendine Öğrenme Nitelik Haritaları (Self Organizing Feature Maps SOM) konusundaki çalışmasını yayınlamıştır [14]. 1960'ların sonlarına doğru Grossberg Carpenter ile birlikte ART 'ı geliştirmiştir.

1970'lerin sonlarına doğru Fukushima, Neocognitron modelini tanıtmıştır. Bu model şekil ve örüntü tanıma amaçlı geliştirilmiştir [15].

1982 - 1984 yıllarında Hopfield tarafından yayınlanan çalışmalar ile YSA'ların geliştirilebileceği ve çözümü zor problemlere çözüm üretebileceğini göstermiştir. Geleneksel gezgin satıcı problemini çözmüştür. Bu çalışmaların neticesi Hinton ve arkadaşları'nın geliştirdiği Boltzman Makinası'nın doğmasına yol açmıştır [16-17].

1988 yılında, Broomhead ve Lowe radyal tabanlı fonksiyonlar modelini geliştirmişler ve özellikle filtreleme konusunda başarılı sonuçlar elde etmişlerdir.



Daha sonra Spect, bu ağların daha gelişmiş şekli olan Probabilistik ağlar ve Genel Regresyon Ağlarını geliştirmiştir [18].

Son yıllarda, yapay sinir ağları, doğrusal olmayan proses modeli olarak kullanılan öngörülü kontrol algoritmalarında 1992 ‘ de Hunt ve Willis ve 2001’ de Liu ve Daley tarafından kullanılmıştır. 1994’ de Proll ve Karim, 1991’ de McIntosh doğrusal olmayan öngörülü kontrol algoritmasının alternatif çalışmalarını gerçekleştirmiştir [19].

Kullanılan deney düzeneği üzerinde daha önce yapılmış birçok çalışma mevcuttur. Bunlardan Koç hız geribeslemeli ikili kontrol, kayan rejimli ikili kontrol, darbe genişliği modülasyonu, oransal basınç kontrol valfleri ile sürekli kontrol gibi algoritmaları sistem üzerinde denemiş ve elde ettiği sonuçları kıyaslamıştır [20]. Cihan’da yaptığı çalışmada bir önceki çalışmanın verilerini kullanarak değişik kontrol tekniklerini simülasyon yoluyla incelemiştir[21]. Deniz, sistemin oransal valflerinin frekans cevabı deneylerini yaparak, referans yörünge üzerinde gerçekleştirmiştir [22].

### **1.3 Tez Kapsamında Yapılanlar**

Bu tez çalışmasında pnömatik sistemin en küçük kareler yöntemi ile ve YSA ile tanılanması gerçekleştirilmiştir. İlk olarak, önceden toplanan sisteme ait giriş-çıkış dataları kullanılarak, en küçük kareler yöntemi ile sistem tanılanması yapılmış, bu modele gerçek giriş dataları verilerek çıkan veriler ile gerçek veriler karşılaştırılmıştır. Aynı işlem YSA içinde gerçekleştirilmiştir. Sonuçta YSA ve en küçük kareler yöntemi karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada, sistem tanılama işlemi yapılırken Matlab programında neural toolboxında bulunan nn predictive controller arayüzü ve Midsys toolboxı kullanılmıştır.

1.Bölüm’deki girişin ardından, 2.Bölüm’de pnömatik sistemin tanıtımı, 3.Bölüm’ de pnömatik sistemin matematik modeli, 3.Bölüm’de sistem tanılama algoritmaları, parametre kestirimi ve çapraz korelasyon testinden söz edilmiş 4.Bölüm’de yapay sinir ağları, yapay sinir ağ çeşitlerinden ve YSA ile sistem tanılamadan, 5.Bölüm’de pnömatik sistemin yapay sinir ağları ve parametrik tanılanmasından, 6.Bölüm’de sonuçlar, sonuçların karşılaştırılması ve gelecek çalışmalara yönelik önerilere yer verilmiştir.



## **2. PNÖMATİK SİSTEMİN TANITIMI**

### **2.1 Giriş**

Pnömatik (basınçlı hava) teknolojisi; temiz bir kaynak olması, atmosferden kolayca temin edilebilmesi, depolanabilmesi, pnömatik sistemi oluşturan elemanların nispeten ucuz ve basit olmaları, kolayca ayarlanabilmeleri, hafif olmaları, bakım kolaylıkları, özellikle doğrusal (öteleme) hareketlerinde elektrikli sistemlerdeki gibi çevirme-aktarma elemanlarına ihtiyaç göstermemeleri vb. nedenlerle endüstride tercih edilmektedir. Genellikle 1 kW'a kadar güç gereksinimi olan yerlerde elektrik ve hidrolik sistemlere göre daha ucuzdur.

Pnömatik silindir uygulamaları çoğunlukla açık çevrim kontrol modunda iki sınır konumda, piston kolu tam dışarıda veya tam kapalı konum olarak çalışır. Bu tür uygulamalarla yüksek kuvvet veya torklara ulaşılabilen, elektrikli sistemlere göre ucuzluk sağlanabilmektedir.

Pnömatik sistemlerde, kapalı çevrimli hassas konum kontrol uygulamalarında havanın sıkıştırılabilirliği, küçük sönüm oranları, mekanik sürtünmeler, sistemin nonlineer olması, pnömatik silindirin bir ara konumda istenen hassasiyette sabit tutulması veya çalıştırılmasını güçleştirmektedir.

### **2.2 Konu İle İlgili Çalışmalar**

Günümüze kadar pnömatik sistemlerle ilgili yapılmış pek çok sayıda bilimsel araştırma mevcuttur. Bu çalışmada yararlanılan bazı kaynaklar ve konuları aşağıdadır:

Bu çalışmada kullanılan deney düzeneği üzerinde daha önce üç çalışma yapılmıştır. Bunlardan [23] no'lu kaynakta, kullanılan deney düzeneğiyle ilgili ayrıntılar (fiziki özellikler) verilmekte, sistemin kuru sürtünme katsayısı deneysel yolla belirlenmekte, sözkonusu düzeneğin ayrıntılı bir tanılama işlemi yapılmakta ve sonrasında yapılan simülasyon sonuçları irdelenmektedir.

[20] no'lu kaynakta ise hız geribeslemeli ikili kontrol, kayan rejimli ikili kontrol, darbe genişliği modülasyonu, oransal basınç kontrol valfleri ile sürekli kontrol gibi algoritmalar kullanılmakta ve elde edilen sonuçlar değerlendirilmektedir.

[24] no'lu kaynakta sistemin solenoidli oransal valfler ile gerçek zamanlı PID kontrolü yapılmış ve konum kontrol performansı gözlemlenmiştir. Bu kaynaktan sisteme sinyal gönderme ve alma işlemleri için Matlab-Simulink modelleri aşamasında yararlanılacaktır.

Bu çalışmada; İTÜ Makina Fakültesi Otomatik Kontrol Laboratuvarı'nda bulunan elektropnömatik deney düzeneği kullanılmaktadır. Söz konusu deney düzeneği ile daha önce birçok çalışma -bitirme çalışması , yüksek lisans tezi , doktora çalışması- gerçekleştirilmiş olup deney düzeneğinin önceki çalışmalardaki durumu korunarak fakat daha önce kullanılmış olan birçok parçayı kullanmaya gerek kalmadan (by-pass edilerek) bu çalışmaya hazır hale gelmesi sağlanmıştır. Bu amaçla sistemde bulunan anti-alising filtre , 16 bitlik DAC kartı ve sinyal bölme kartı kullanım dışı kalmış ancak yerlerinden çıkartılmamıştır. Deney düzeneğini oluşturan elemanlar ilerleyen alt bölümlerde anlatılmaktadır.

### **2.3 Pnömatik Sistemin Elemanları**

Deney düzeneğini oluşturan elemanlar alt bölümlerde anlatılmaktadır.

#### **2.3.1 Silindir**

SMC firmasının her iki yönde de aynı kesite sahip, çubuksuz, hassas konum kontrolüne imkan verecek lineer yatakları olan, üzerindeki arabaya manyetik olarak -kalıcı mıknatıslarla- bağlanmış bir adet CY1HT32 silindiri kullanılmakta olup diğer özellikleri aşağıda verilmektedir [25]:

Strok : 500 mm

Çap : 32 mm

Pmaks : 7 bar

Pmin : 2 bar (fabrika çıkış değeri)

vmaks : 1 m/s

Yağlama : Gerekli değil

Tekrarlanabilir konum hassasiyeti :  $\pm 0,05$  mm

Arabanın hassasiyeti :  $\pm 0,050$  maks

Manyetik tutma kuvveti : 588 N

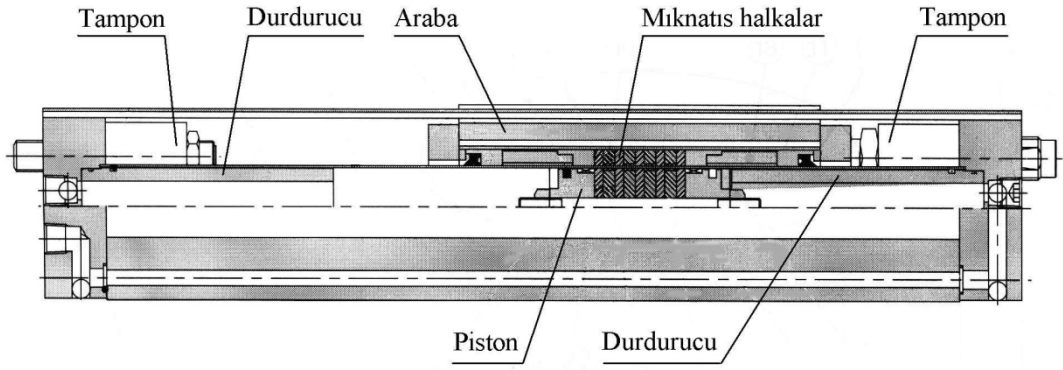
Taşıyabileceği maksimum yük : 400 N

Arabanın üzerine eklenen kütle : 5 kg

Toplam hareketli kütle : Yaklaşık 10 kg

Viskoz sürtünme katsayısı : Bilinmiyor

Diğer ayrıntılar Şekil 2.1’de verilmektedir.



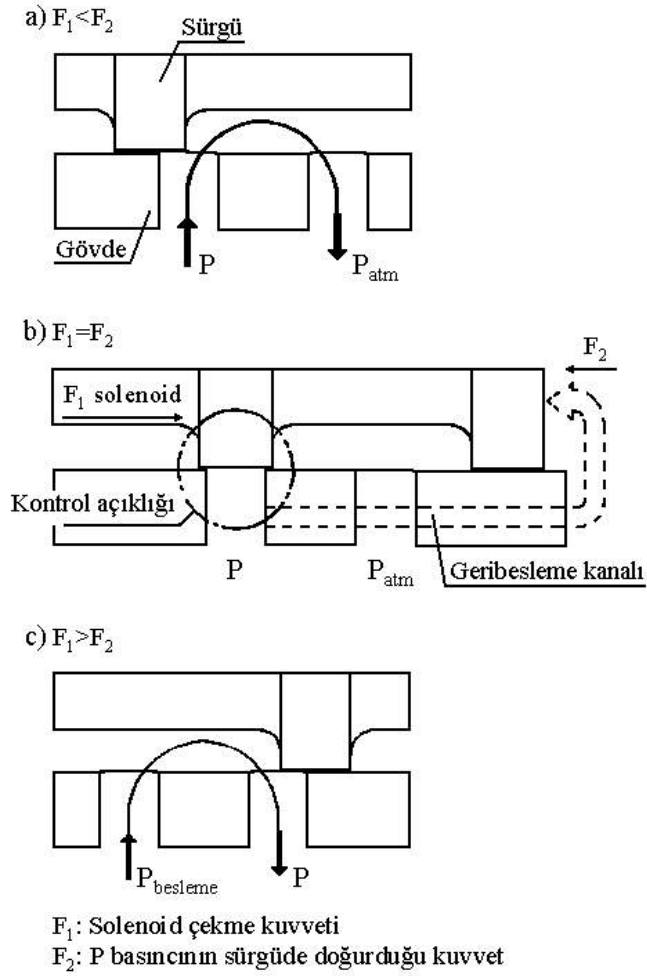
Şekil 2.1 : Silindirin ayrıntıları

### 2.3.2 Oransal Basınç Kontrol Valfleri

Sistemde SMC firmasının 2 adet 3 yollu elektroprnömatik basınç tipi SMC-VEP-3121-1-02 kodlu valfi kullanılmaktadır. Bu valf, kendisine uygulanan elektrik akımı ile orantılı olarak bir çıkış basıncını sağlamaya çalışmaktadır. Diğer bir deyişle gönderilen akım sinyaline karşılık gelen bir referans basınç değerini gerçekleştirmek üzere kendi iç yapısında basınç geri beslemesi yapmakta olup servo valf özelliğine haizdir. Bu sebeple bu valfe gönderilen akım sinyaliyle valf açıklığı değil referans basıncı kontrol edilmektedir. Sürgü ile solenoid arasındaki çalışma ilkesi Şekil 2.2’de, akım ile basınç değişimi ise Şekil 2.3’de gösterilmektedir [26].

Oransal basınç kontrol valfinin çalışması için solenoid bobininden geçen orantılı elektrik akımına ihtiyaç göstermekte olduğu daha önce açıklanmıştır. Bilgisayardaki endüstriyel kart veya diğer bir ara devre kartı gerilim çıkışı verdiklerinden doğrudan valfe bağlanarak kullanılamazlar. Bu amaçla, gerilim sinyalinin gerilimle orantılı

akıma dönüştürülmesi zorunludur. SMC firmasının VEA250 tipi oransal valf sürücü kartları bu sorunu çözmek üzere kullanılmaktadır.



**Şekil 2.2** : Oransal basınç kontrol valfi çalışma ilkesi

Bu kartlar 0-5 V arasındaki gerilim sinyalini 0-1 A arasındaki akım sinyaline (orantılı olarak) dönüştürürler. Kartlar üzerinde sıfır, kazanç ve titreştirici ayarları mevcuttur. Sürücü devrenin sinyal akışı Şekil 2.4’de verilmektedir.

Oransal basınç kontrol valfleri ile ilgili diğer ayrıntılar aşağıdadır :

$P_{maks}$  : 9,7 bar

Cevap süresi : 30 ms

Histerezis : % 3 (Tam ölçeğin)

Tekrarlanabilirlik : % 3 (Tam ölçeğin)

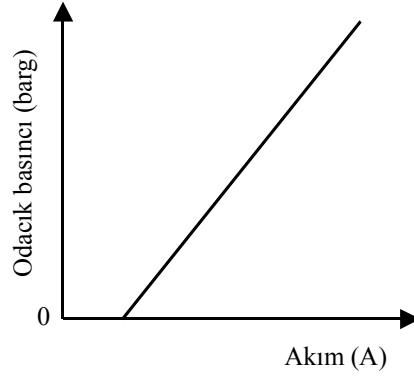
Hassasiyet : % 0,5 (Tam ölçeğin)

Lineerlik : % 3 (Tam ölçeğin)

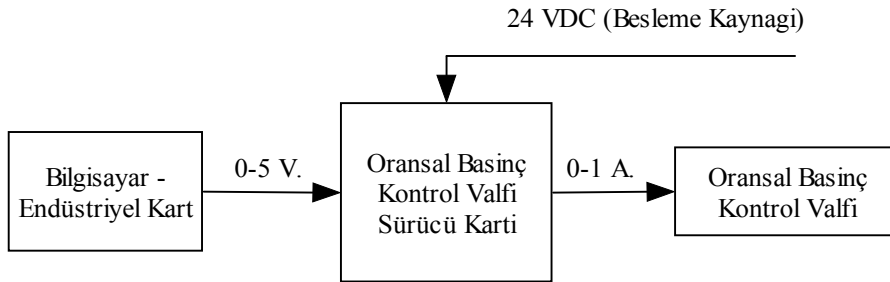
Yağlama : Gerekli değil

Kontrol edilebilir basınç aralığı : 0,5-6,5 bar

Besleme gerilimi :  $24 \pm \% 10$  VDC



Şekil 2.3 : Oransal basınç kontrol valfi akım-basınç grafiği



Şekil 2.4 : Oransal Basınç Kontrol Valfi Sinyal Akışı

### 2.3.3 Konum ve Basınç Ölçme Sistemi

Konum ölçümü SONY Magnescale firmasının 1 adet SR10-060A tipi 600 mm uzunlukta manyetik cetveli ile yapılmaktadır. Cetvel, kirli ortama, titreşimlere ve şoklara dayanıklıdır. İçerisinde özel ferromanyetik alaşımdan yapılmış ve manyetik olarak kayıt yapılarak 0,2 mm aralıkla derecelendirilmiş 2 mm çapında bir çubuk mevcut olup, bu manyetik derecelendirmeyi 0,2 mm dalga uzunluğunda sinüs sinyaline çeviren bir okuma kafası aracılığıyla konumdaki değişiklikler elektrik sinyaline dönüştürülmektedir [27].

Konum dedektör kartı manyetik lineer cetvelden gelen 0,2 mm dalga boyundaki sinüs sinyalini elektrikselsel olarak işleyerek yukarı/aşağı (up/down) ve saat (clock)

sinyallerine çevirmektedir. Bu amaçla Sony firmasının MD20-1G5BR dedektör kartı kullanılmaktadır [28]. Bu kartla ölçme çözünürlüğü 0,5 µm ile 20 µm arasında ayarlanabilmektedir. Bu çalışma için 20 µm çözünürlüğe ayarlanmıştır.

Sayısal sayıcı devre kartı ile yukarı/aşağı ve saat sinyalleri 16 bit paralel veriye dönüştürülmektedir. Saat sinyalinin her adımı 20 µm'ye karşılık geldiği için 16 bitin tamamı (65535 adım) kullanılmamakta, silindir strokunun tamamı 25.000 darbeyeyle 16 bit çözünürlükte ölçülebilmektedir.

Basınç ölçümü amacıyla SMC firmasının 2 adet SMC-PSE510 tipi basınç ölçeri kullanılmaktadır. Bu basınç ölçerler basınçla orantılı olarak analog gerilim çıkışı verirler. 0-10 bar(g) basınç aralığı için 1-5 V arasında sürekli gerilim çıkışı üretmektedirler. Diğer özellikleri ise aşağıda verilmektedir [29]:

Besleme Gerilimi : 12-24 VDC (dalgalanması %10'dan küçük olmak üzere)

Tekrarlanabilirlik : % ± 0,3 veya daha az

Sıcaklık özellikleri (0-50 °C arası) : % 1,5'dan az (Tam ölçeğin)

Sıcaklık özellikleri (25 ±10 °C için): % ± 1'den az (Tam ölçeğin)

Titreşime dayanımı: Var.

Basınç ölçümü bu deneysel çalışmamda kullanılmamıştır. Ancak ileriki çalışmalarda yararlı olabileceği düşüncesiyle verilmiştir.

### **2.3.4 Sistemin Bilgisayarla Bağlantısı Ve Arayüzler**

Deneyde kullanılan bilgisayarın deney açısından önemli olan özellikleri aşağıda verilmektedir:

İşlemci : AMD Athlon XP 1 GHz

Ana bellek : 256 MB 133 MHz

Anakart : 133 MHz veriyolu hızı

Grafik kartı : TNT2 32 MB

İşletim sistemi : Windows 98

Veri toplama programı : Matlab - Simulink - Real Time Workshop

Veri işleme programı : Matlab - Simulink - Real Time Workshop



Sistem üzerinde analog ve sayısal giriş-çıkış verebilen Advantech Co. Ltd. firmasının PCL-812PG endüstriyel kartı kullanılmaktadır. Kartın özellikleri aşağıda verilmektedir [30]:

1. Analog girişler (CN1 ve CN2 konnektörlerindeki A/D0...A/D15 pinleri):

Toplam kanal : 16 adet

Kullanılan kanal: 3 adet (basınç ölçümleri için CN1 konnektöründeki A/D0 ve A/D1, konum ölçümü için CN1 konnektöründeki A/D2 pinleri)

Çözünürlük : 12 bit

Giriş aralığı :  $\pm 5$  V(seçilen)

Çevirme hızı : 30 kHz maksimum

Hassasiyet : % 0,015 ( $\pm 1$  bit)

2. Analog çıkışlar (D/A çevirici):

Toplam kanal : 2 adet (CN2 konnektöründe D/A1 ve D/A2 pinleri)

Kullanılan kanal : 1 adet (sisteme PRBS sinyali göndermek için CN2 konnektörü D/A1 pini)

Çözünürlük : 12 bit

Çıkış aralığı : 0-5 V(seçilen)

Lineerlik :  $\pm \frac{1}{2}$  bit

Çıkış akımı :  $\pm 5$  mA maksimum

3. Sayısal girişler :

Toplam kanal : 16 adet (CN4 konnektöründeki pinler )

Kullanılan kanal : 16 adet (sayısal sayıcı devrenin 16 bit paralel verisini okumak için)

Giriş gerilimi : 0,8 – 2,0 V

Giriş yükü : 0,4 mA'de 0,5 V

4. Sayısal çıkışlar :

Toplam kanal : 16 adet (CN3 konnektöründeki pinler)

Kullanılan kanal : 1 adet (sayısal sayıcı devreyi sıfırlamak için CN3 konnektörünün 1 no'lu pini)

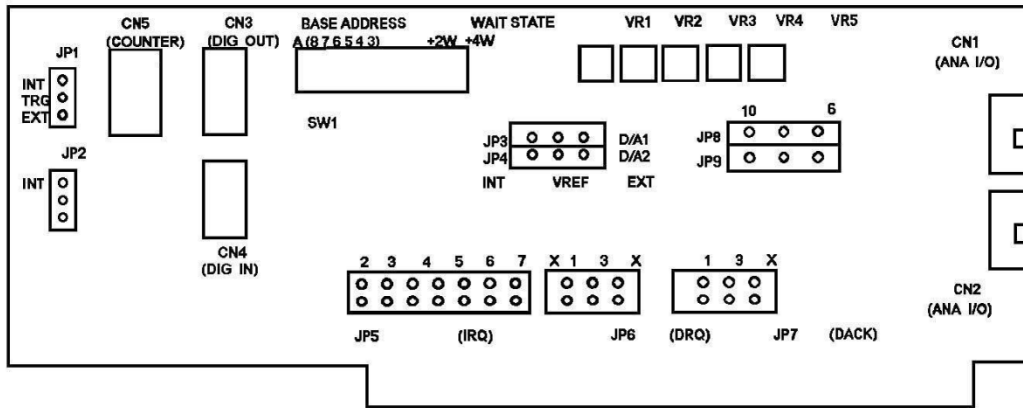
Çıkış gerilimi : 0,5 V (8 mA'de)

Sayısal giriş ve çıkışlar, kalibrasyon ve sayıcı devrenin sıfırlanması sırasında bir C programı ile kullanılmakta olup, sistemden çekilen tüm veriler sayısal olarak alınmaktadır.

CN1 ve CN2 konnektöründe kullanılan kanalların A.GND pinleri birleştirilerek 0 Volt (toprak) hattına bağlanmıştır.

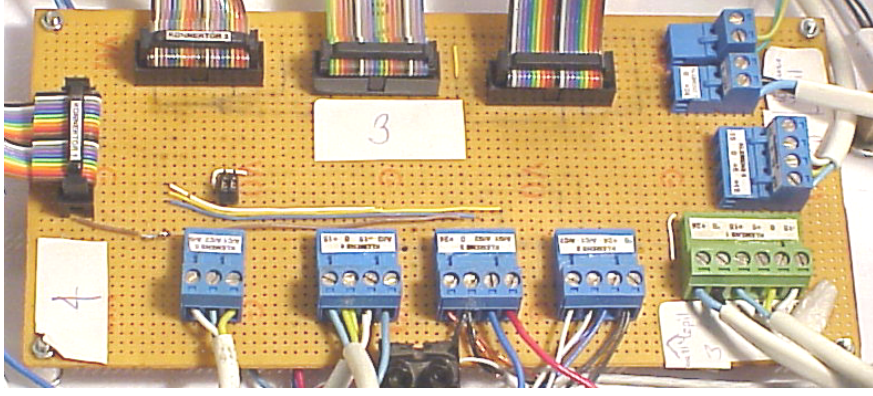
Base address seçimi ise (SW1 anahtar grubunun ilk 6 anahtarı) 200H (onluk olarak 544) değerine ayarlanmıştır.

PCL-812PG kartının anahtar, jumper ve konnektör konumları Şekil 2.5'te gösterilmektedir.



Şekil 2.5 : PCL 812PG kartı ayrıntıları

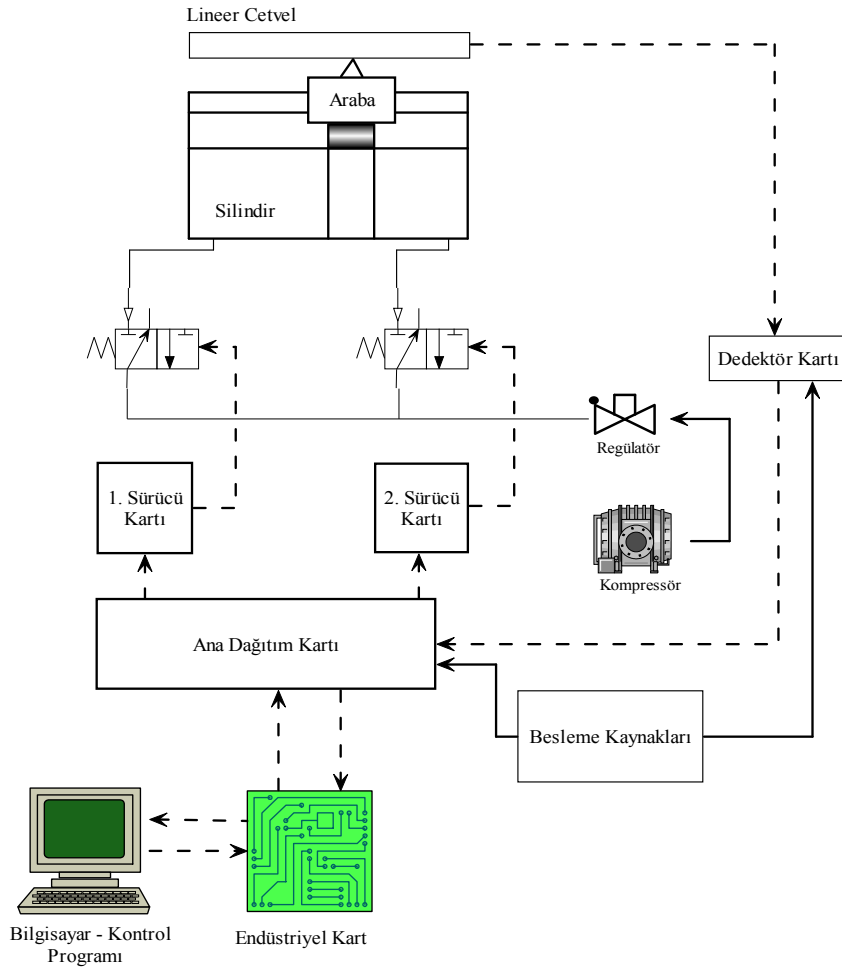
Endüstriyel kart ile besleme kaynakları arasındaki bağlantılar bu kart üzerinden düzenlenmekte olup üzerinde daha önce yapılan çalışmalar ile bu çalışma arasında seçimi mümkün kılan bir jumper da mevcuttur. Bu çalışmada endüstriyel kart ile besleme kaynakları birbirlerine direkt olarak da bağlanabilmektedir ancak mimariyi bozmamak amacıyla bu bağlantılar olduğu gibi bırakılmıştır. Ana dağıtım kartı ayrıntıları Şekil 2-6'da verilmektedir.



Şekil 2.6 : Ana dağıtım kartı ayrıntıları

## 2.4 Pnömatik Sistemin Genel Yapısı

Deney sistemini oluşturan elemanlar ve birbirleriyle sinyal alışverişleri Şekil 2-7'de fotoğrafları ise Şekil 2.9 ve Şekil 2.10 yer almaktadır.



Şekil 2.7 : Pnömatik deney düzeneği genel yapısı



Şekil 2.8 : Pnömatik deney düzeneği ayrıntıları-1



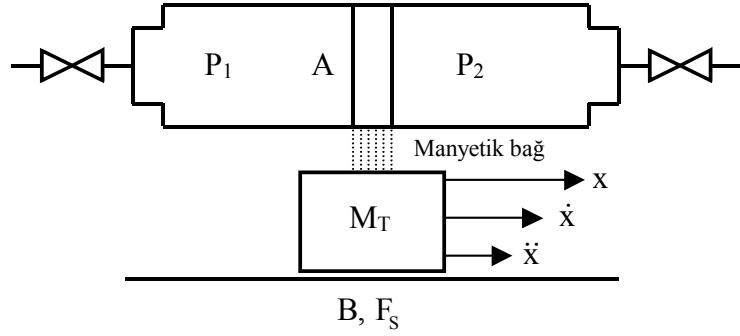
Şekil 2.9 : Pnömatik deney düzeneği ayrıntıları-2

### 3. PNÖMATİK SİSTEMİN MATEMATİK MODELİ

#### 3.1 Giriş

Pnömatik sistem başlıca üç kısımdan oluşmaktadır: Bunlardan ilki, hareketin üretildiği piston ve araba kütlelerinin dinamiğini ifade eden silindir (mekanik) modeli, ikincisi silindirdeki odacıklardaki basınç değişimlerini ifade eden basınç modeli, üçüncüsü ise silindir odacıklarına giren yada çıkan hava debilerini ifade eden valf modelidir.

#### 3.2 Silindir Modeli



Şekil 3.1 : Çubuksuz silindir dinamiği şematik gösterimi

Şekil 3.1’de gösterilen model için:

$x$  : Konum (m)

$v = \dot{x}$  : Hız (m/s)

$a = \ddot{x}$  : İvme (m/s<sup>2</sup>)

$P_1$ : 1. odacıktaki basınç (bar)

$P_2$ : 2. odacıktaki basınç (bar)

$A$ : Çubuksuz silindir piston kesit alanı (m<sup>2</sup>)

$M_T$ : Toplam hareketli kütle (kg)

$B$ : Viskoz sürtünme kuvveti katsayısı (kg/s)

$F_d$ : Mekanik sürtünmeler olmak üzere

$F_s$ : Statik veya dinamik (Coulomb) kuru sürtünme kuvveti (N)

olarak verilsin. Arabanın hareket denklemi:

$$M_T \ddot{x} = A(P_1 - P_2) - F_d \quad (3.1)$$

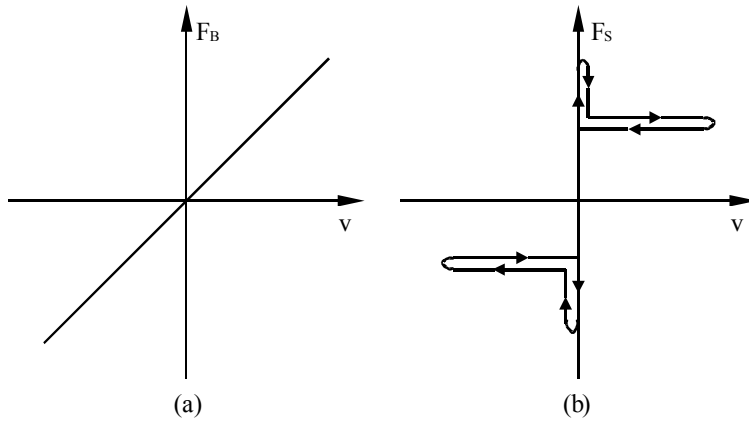
şeklinde olup  $\ddot{x}$  yalnız bırakılırsa;

$$\ddot{x} = -\frac{B}{M_T} \dot{x} + \frac{A}{M_T} (P_1 - P_2) - \frac{F_s}{M_T} \quad (3.2)$$

elde edilir.  $v = \dot{x}$  olduğundan;

$$\dot{v} = -\frac{B}{M_T} v + \frac{A}{M_T} (P_1 - P_2) - \frac{F_s}{M_T} \quad (3.3)$$

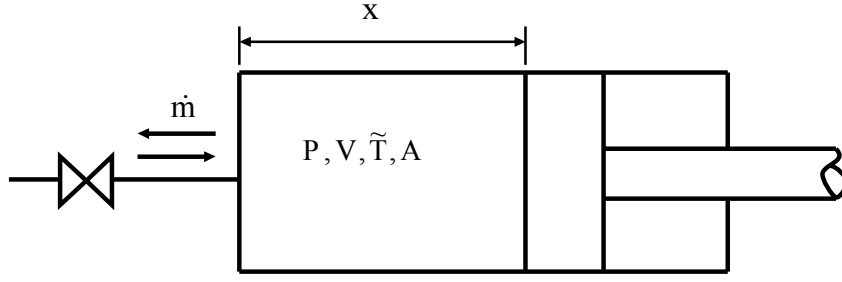
bulunur. Pistonun hareketsiz olduğu halde sistemde bulunan statik kuru sürtünme kuvveti hareketin başlamasıyla birlikte yerini dinamik (Coulomb) kuru sürtünme kuvveti ve viskoz sürtünme kuvvetine bırakır. Viskoz sürtünme ve kuru sürtünme kuvvetlerinin hızla ilişkisi Şekil 3.2’de verilmektedir.



**Şekil 3.2** : Sürtünme-hız ilişkileri: (a) viskoz sürtünme, (b) kuru sürtünme

### 3.3 Basınç Modeli

Basınç denklemlerini elde etmek için kapalı bir hacimdeki (kontrol hacmi) havanın, hacme eklenen veya çıkarılan hava debisi ve kontrol hacminin büyüklüğünün değişmesi (büyümesi veya küçülmesi) halinde göstereceği basınç değişikliği incelenecektir. Böyle bir kontrol hacmi Şekil 3.3’te gösterilmektedir.



**Şekil 3.3 :** Pnömatik bir kontrol hacminin basitçe gösterimi

$m$ : Havanın kütlesi (kg)

$V$ : Kontrol hacmi ( $m^3$ )

$\rho$ : Havanın yoğunluğu ( $kg/m^3$ )

olmak üzere;

$$m = \rho V \quad (3.4)$$

ile verilmektedir. Havanın kütle debisi ise birim zamandaki kütle değişimi olup;

$$\dot{m} = \frac{dm}{dt} = \frac{d}{dt}(\rho V) \quad (3.5)$$

şeklinde dir. Hava, ideal gaz kabul edilirse  $R$  evrensel gaz sabiti,  $P$  kontrol hacmi basıncı,  $\tilde{T}$  kontrol hacmi sıcaklığı ( $^{\circ}K$ ) olmak üzere;

$$\rho = \frac{P}{R \tilde{T}} \quad (3.6)$$

yazılabilir. (3.6), (3.5)'te yazılırsa;

$$\dot{m} = \frac{d}{dt} \left( \frac{P V}{R \tilde{T}} \right) \quad (3.7)$$

elde edilir. Bu ifadedeki türevler kaldırılarak rahatlıkla ideal gaz denkleminde geçilebilir [23]:

$$P V = m R \tilde{T} \quad (3.8)$$

Enerjinin korunumu ilkesine göre kapalı bir sistemde depolanan enerji sisteme giren ve çıkan enerjilerin farkına eşittir. Sistemde hem ısı akışının olduğu hem de sistemin iş yaptığı düşünülerek ve enerjinin korunumu ilkesi uygulanarak;

$$\sum \dot{m}_g h'_g - \sum \dot{m}_\phi h'_\phi + \left( \frac{dQ}{dt} - \frac{dW}{dt} \right) = \frac{dE}{dt} \quad (3.9)$$

elde edilir. Burada;

$\dot{m}_g$  : Kontrol hacmine giren havanın kütleli debisi

$h'_g$  : Kontrol hacmine giren havanın birim kütleli toplam enerjisi

$\dot{m}_\phi$  : Kontrol hacminden çıkan havanın kütleli debisi

$h'_\phi$  : Kontrol hacminden çıkan havanın birim kütleli toplam enerjisi

Q: Kontrol hacmindeki ısı akısı

W: Kontrol hacminin çevreye yaptığı iş

E: Kontrol hacmindeki havanın enerjisi

olmaktadır.

Gaz molekülleri devamlı olarak hareket halindedirler. Bu daimi hareket milyonlarca gaz molekülünün aralarında çarpışmalarından meydana gelmektedir. Hareket halindeki moleküllerin kinetik enerjileri vardır. Her hareket halindeki molekül ya diğer bir molekül veya içinde bulunduğu kabın cidarına çarpıncaya kadar belirsiz bir yönde yol alır. Yapılan kaba tahminlere göre oda sıcaklığındaki bazı moleküllerin gelişigüzel yöndeki hızı 500 m/s kadar olup çarpıtığı diğer bir molekül veya içinde bulunduğu kap cidarı arasındaki ortalama katettiği uzaklık ise 0,0001 mm kadardır. Gaz moleküllerinin içinde buldukları kabın cidarlarına çarpma sayısı o gazın basıncına bağlıdır. Bir gazda bulunan bütün moleküller aynı kinetik enerjiye sahip olmamakla beraber bu moleküllerin büyük çoğunluğunun enerji değeri bütün moleküllerin ortalama kinetik enerji miktarına yakın bir değerdedir. Sıcaklıktaki herhangi bir artış moleküllerin hareket hızlarını artırır. Böylece bir gazın sıcaklığı, moleküllerin ortalama kinetik enerjisinin bir ölçüsüdür. Sıcaklık ve basınç değişmediği takdirde, bir kab içinde bulunan bir gaz daima sabit şartlarda bulunur. Bu da, gaz moleküllerinin birbirlerine veya cidara çarpmalarıyla kinetik enerjilerinden herhangi bir eksilme olmadığını gösterir. Yani bu moleküller birbirlerine çarpıtığı zaman, daima kinetik enerjilerini olduğu gibi korurlar. Aksi halde gaz moleküllerinin sürekli hareketi zamanla durmuş olurdu .



Belirli bir gaz kütlesi için moleküllerin hızı, mutlak sıcaklığın karekökü ile doğru orantılıdır. Diğer bir deyişle bir gazın mutlak sıcaklığı ile hızının karesi doğru orantılıdır. Bir cismin kinetik enerjisi:

$$E = \frac{1}{2} m v_m^2 \quad (3.10)$$

ile verilmektedir. Gazlar için  $\tilde{T} \propto v_m^2$  olduğundan gazın kinetik enerjisi için  $E \propto \tilde{T}$  yazılabilir. Boyut analizi de yapılarak bu ifade;

$$E = c_v m \tilde{T} = c_v \rho V \tilde{T} \quad (3.11)$$

şeklinde somutlaştırılabilir. Burada  $c_v$  havanın sabit hacimdeki özgül ısısıdır.

Kontrol hacmine giren veya kontrol hacminden çıkan havanın birim kütlesinin toplam enerjisi aşağıda verilmektedir:

$$h' = u_h + \frac{P}{\rho} + \frac{v_h^2}{2} + g z_h = \tilde{h} + \frac{v_h^2}{2} + g z_h \quad (3.12)$$

Burada:

$\tilde{h}$  : Havanın entalpisi

$u_h$  : Havanın birim kütlesinin iç enerjisi

$z_h$  : Yükseklik

$v_h$  : Havanın hızı

$g$ : Yerçekimi ivmesidir.

Havanın hızı ve yükseklik enerjisi ihmal edilerek;

$$h' = \tilde{h} = c_p \tilde{T} \quad (3.13)$$

yazılabilir. Burada  $c_p$  havanın sabit basınçtaki özgül ısısıdır. Fizikte iş, uygulanan kuvvet ile cisme kazandırdığı yolun çarpımı olarak tanımlanır. Bir silindirde pistonun hareketi bir iş yapıldığının göstergesidir. Silindir basıncı  $P$ , piston kesit alanı  $A$  olmak üzere pistona yaptırılan sonsuz küçük  $dx$  yerdeğiştirmesinden doğan iş  $dW$  olsun. Aşağıdaki ifade yazılabilir:

$$dW = P A dx \quad (3.14)$$

Silindir hacmi:

$$V = A x \quad (3.15)$$

ve

$$dV = A dx \quad (3.16)$$

(3.16), (3.14)'te yerine yazılırsa:

$$dW = P dV \quad (3.17)$$

bulunur. Bu işin  $dt$  ile ifade edilen sonsuz küçük bir zamanda yapıldığı kabul edilerek işin zamana göre değişimi aşağıdaki gibi olur:

$$\frac{dW}{dt} = P \frac{dV}{dt} \quad (3.18)$$

(Yukarıdaki ifadelerde  $dx$  sonsuz küçük yerdeğiştirmesi boyunca  $P$  basıncının sabit kaldığı kabul edilmektedir.)

(3.11), (3.13) ve (3.18) ifadeleri (3.9)'da yerine konursa;

$$c_p \dot{m} \tilde{T} - P \frac{dV}{dt} + \frac{dQ}{dt} = \frac{d}{dt} (c_v \rho V \tilde{T}) \quad (3.19)$$

bulunur. Özgül ısılar, özgül ısılar oranı ve gaz sabiti arasında  $\gamma$  özgül ısılar oranı olmak üzere aşağıdaki bağıntılar vardır:

$$c_p = \frac{\gamma R}{\gamma - 1} \quad \gamma = \frac{c_p}{c_v} \quad R = c_p - c_v \quad (3.20)$$

Kontrol hacmi ile çevre arasında ısı alışverişi olmadığı (adyabatik hal değişimi) kabul edilirse;

$$c_p \dot{m} \tilde{T} - P \frac{dV}{dt} = \frac{c_v}{R} \frac{d}{dt} (P V) \quad (3.21)$$

Türevin özellikleri kullanılarak ve her iki taraf  $c_p$ 'ye bölünerek;

$$\dot{m} \tilde{T} - \frac{P}{c_p} \frac{dV}{dt} = \frac{1}{\gamma R} \left( V \frac{dP}{dt} + P \frac{dV}{dt} \right) \quad (3.22)$$

bulunur. (3.20) ifadeleri kullanılarak (3.22) basınç değişimi yalnız kalacak şekilde düzenlenirse:

$$\frac{dP}{dt} = \frac{\gamma R \tilde{T} \dot{m}}{V} - \gamma \frac{P}{V} \frac{dV}{dt} \quad (3.23)$$

elde edilir. (3.15) denkleminin zamana göre türevi;

$$\frac{dV}{dt} = A \frac{dx}{dt} \quad (3.24)$$

(3.15) ve (3.24), (3.23)'te yazılırsa:

$$\frac{dP}{dt} = \frac{\gamma R \tilde{T} \dot{m}}{A x} - \gamma \frac{P}{A x} \left( A \frac{dx}{dt} \right) \quad (3.25)$$

$$\dot{P} = \frac{dP}{dt}, \text{ ve } \dot{x} = \frac{dx}{dt} \text{ olsun;}$$

$$\dot{P} = \frac{\gamma R \tilde{T} \dot{m}}{A x} - \gamma P \frac{\dot{x}}{x} \quad (3.26)$$

olarak bir kontrol hacmindeki basınç değişimini hem giren/çıkan kütle debileri hem de piston hızına bağlı olarak (adyabatik varsayımla) veren denklem elde edilmektedir.

### 3.4 Valf Modeli

Bir kesitten geçen izentropik sıkıştırılabilir kütle akış fonksiyonu  $c_M$  ;

$P_{vc}$  : Daralan geçitteki (vena contracta) statik basınç

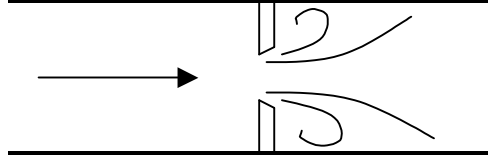
$P_u$  : Valfteki akışı yaratan basınç

$P_d$  : Valfteki akışın doldurduğu hacmin basıncı

S : Valf açıklığı

$r_{pc}$  : Kritik basınç oranı

$r_p$  : Basınçlar oranı olmak üzere;



Şekil 3.4 : Daralan geçit (vena contracta)

$$c_M = \begin{cases} P_u \sqrt{\frac{2\gamma}{R\tilde{T}(\gamma-1)} \left[ \left( \frac{P_{vc}}{P_u} \right)^{\frac{2}{\gamma}} - \left( \frac{P_{vc}}{P_u} \right)^{\frac{\gamma+1}{\gamma}} \right]} & 1 \geq r_p = \frac{P_{vc}}{P_u} \geq r_{pc} \\ P_u \sqrt{\frac{\gamma}{R\tilde{T}} \left( \frac{2}{\gamma+1} \right)^{\frac{\gamma+1}{\gamma-1}}} & r_p = \frac{P_{vc}}{P_u} \leq r_{pc} \end{cases} \quad (3.27)$$

ile verilir.  $r_{pc}$  kritik basınç oranı olup  $\gamma=1,4$  (hava) için değeri  $r_{pc} = 0,528$  'dir. Bu orandan daha küçük basınç oranlarında boğulmuş akış meydana geldiği için kütle debisi sabit kalır. Şekil 3.4'te daralan geçitteki boğulmuş akış gösterilmektedir. Valften akan akışkanın kütledebisi ise  $c_d$  valfe ait boşaltma katsayısı olmak üzere;

$$\dot{m} = c_d S c_M \quad (3.28)$$

olur. (3.27) ve (3.28) denklemleri birleştirilirse:

$$\dot{m} = \begin{cases} c_d S \frac{P_u}{\sqrt{\tilde{T}}} \sqrt{\frac{2\gamma}{R(\gamma-1)} \left( r_p^{2/\gamma} - r_p^{(\gamma+1)/\gamma} \right)} & 1 \geq r_p \geq r_{pc} \\ c_d S \frac{P_u}{\sqrt{\tilde{T}}} \sqrt{\frac{\gamma}{R} \left( \frac{2}{\gamma+1} \right)^{\frac{\gamma+1}{\gamma-1}}} & r_p \leq r_{pc} \end{cases} \quad (3.29)$$

$$\dot{m} = \begin{cases} c_d S \frac{P_u}{\sqrt{\tilde{T}}} \sqrt{\frac{2\gamma}{R(\gamma-1)} \left( r_p^{2/\gamma} - r_p^{(\gamma+1)/\gamma} \right)} & 1 \geq r_p \geq r_{pc} \\ c_d S \frac{P_u}{\sqrt{\tilde{T}}} \sqrt{\frac{2}{R} \left( \frac{\gamma}{\gamma+1} \right) \left( \frac{2}{\gamma+1} \right)^{\frac{2}{\gamma-1}}} & r_p \leq r_{pc} \end{cases} \quad (3.30)$$

elde edilir. (3.30) ile (3.26) birleştirilirse;

$$\dot{P} = \frac{\tilde{f}}{x} S - \gamma P \frac{\dot{x}}{x} \quad (3.31)$$

Burada:

$$\tilde{f} = \frac{\gamma R \tilde{T}}{A} c_d \frac{P_u}{\sqrt{\tilde{T}}} \sqrt{\frac{2}{R}} Y(r_p) \quad (3.32)$$

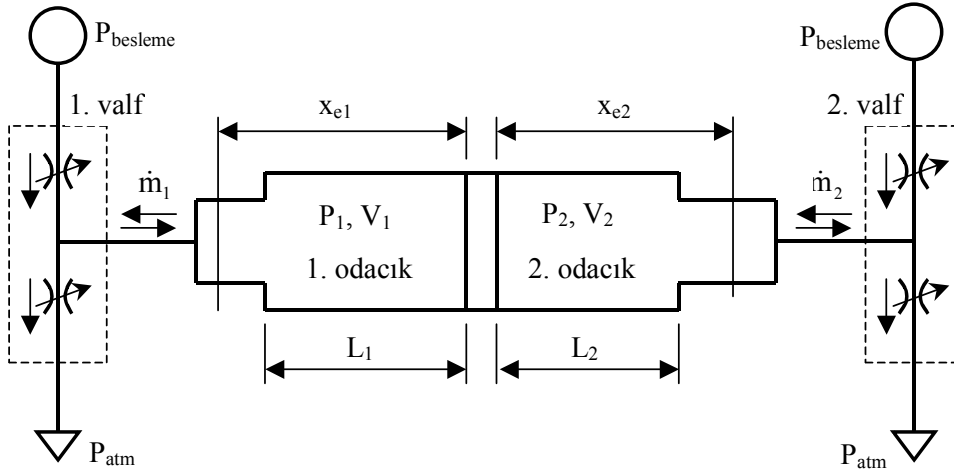
olup, düzenlenirse:

$$\tilde{f} = \frac{\gamma}{A} c_d \sqrt{2R \tilde{T}} P_u Y(r_p) \quad (3.33)$$

halini alır.  $Y(r_p)$  ise aşağıda verilmektedir:

$$Y(r_p) = \begin{cases} \sqrt{\frac{\gamma}{\gamma-1}} \sqrt{r_p^{2/\gamma} - r_p^{(\gamma+1)/\gamma}} & 1 \geq r_p \geq r_{pc} \\ \sqrt{\frac{\gamma}{\gamma+1}} \sqrt{(2/(\gamma+1))^{2/(\gamma-1)}} & r_p \leq r_{pc} \end{cases} \quad (3.34)$$

### 3.5 Silindir, Basınç ve Valf Modellerinin Deney Düzenine Uygulanması



Şekil 3.5 : Servovalflerle çubuksuz silindirin şematik diyagramı

Bu çalışmada kullanılan servovalflerle çubuksuz silindir arasındaki ilişki Şekil 3.5'te gösterilmektedir. Şekilde verilen sembollerin anlamları aşağıda verilmektedir:

$x$  : Ölçülen konum

$\dot{x}$  :  $x$ 'den türetilen hız

$L_S$ : Strok ( $L_S = L_1 + L_2$ )

$x_{e1}$  : 1. odacık için eşdeğer konum

$x_{e2}$  : 2. odacık için eşdeğer konum

$V_{O1}$  : 1. odacık için silindir içindeki durdurucu (stopper) ve valfe kadar olan boruların oluşturduğu ölü hacim

$V_{O2}$  : 2. odacık için silindir içindeki durdurucu (stopper) ve valfe kadar olan boruların oluşturduğu ölü hacim

olmak üzere:

$$x_{e1} = \frac{V_{O1}}{A} + x \quad x_{e2} = \frac{V_{O2}}{A} + L_S - x \quad (3.35)$$

$\frac{V_{O1}}{A} = 0,029$  m ve  $\frac{V_{O2}}{A} = 0,045$  m olarak hesaplanmış olup strok  $L_S = 0,5$  m için

(3.35) denklemi aşağıdaki hali alır:

$$x_{e1} = 0,029 + x \quad x_{e2} = 0,545 - x \quad (3.36)$$

(3.36)'nın türevleri ise;

$$\dot{x}_{e1} = \dot{x} \quad \dot{x}_{e2} = -\dot{x} \quad (3.37)$$

(3.31) denklemi genel bir silindirdeki piston ve kontrol hacmi için çıkartılmıştı. Bu denklem Şekil 3.5'te verilen sistem için düzenlenirse;

$$\dot{P}_1 = \frac{\tilde{f}_1}{x_{e1}} S_1 - \gamma P_1 \frac{\dot{x}_{e1}}{x_{e1}} \quad (3.38)$$

$$\dot{P}_2 = \frac{\tilde{f}_2}{x_{e2}} S_2 - \gamma P_2 \frac{\dot{x}_{e2}}{x_{e2}} \quad (3.39)$$

Burada  $c_{d1}$  1. valfin boşaltma katsayısı,  $c_{d2}$  2. valfin boşaltma katsayısı,  $r_{p1} = \frac{P_{vc1}}{P_{u1}}$ ,

$r_{p2} = \frac{P_{vc2}}{P_{u2}}$  olmak üzere:

$$\tilde{f}_1 = \frac{\gamma}{A} c_{d1} \sqrt{2R \tilde{T}_1} P_{u1} Y(r_{p1}) \quad (3.40)$$

$$\tilde{f}_2 = \frac{\gamma}{A} c_{d2} \sqrt{2R \tilde{T}_2} P_{u2} Y(r_{p2}) \quad (3.41)$$

ve

$$Y_1(r_{p1}) = \begin{cases} \sqrt{\frac{\gamma}{\gamma-1}} \sqrt{r_{p1}^{2/\gamma} - r_{p1}^{(\gamma+1)/\gamma}} & 1 \geq r_{p1} \geq r_{pc} \\ \sqrt{\frac{\gamma}{\gamma+1}} \sqrt{(2/(\gamma+1))^{2/(\gamma-1)}} & r_{p1} \leq r_{pc} \end{cases} \quad (3.42)$$

$$Y_2(r_{p2}) = \begin{cases} \sqrt{\frac{\gamma}{\gamma-1}} \sqrt{r_{p2}^{2/\gamma} - r_{p2}^{(\gamma+1)/\gamma}} & 1 \geq r_{p2} \geq r_{pc} \\ \sqrt{\frac{\gamma}{\gamma+1}} \sqrt{(2/(\gamma+1))^{2/(\gamma-1)}} & r_{p2} \leq r_{pc} \end{cases} \quad (3.43)$$

denklemleri yazılabilir.

(3.39) ve (3.40) denklemleri ise (3.36) ve (3.37) eşitlikleri kullanılarak aşağıdaki gibi basitleştirilebilir[5]:

$$\dot{P}_1 = \frac{\tilde{f}_1}{0,029 + x} S_1 - \gamma P_1 \frac{\dot{x}}{0,029 + x} \quad (3.44)$$

$$\dot{P}_2 = \frac{\tilde{f}_2}{0,545 - x} S_2 + \gamma P_2 \frac{\dot{x}}{0,545 - x} \quad (3.45)$$





## 4. SİSTEM TANILAMA

### 4.1 Giriş

Tanılama, dinamik bir sistemin modelinin giriş-çıkış ölçümleriyle bulunması anlamına gelir. Eğer bu model; bir çok çıkış (veya ölçüm) ile bir çok giriş (veya kumanda) arasındaki değişimi inceliyorsa; çok değişkenli (multivariable) model olarak adlandırılır. Sistem tanılama süreci, modellerin kurulması, deney verilerinden bilinmeyen sistem parametrelerinin tahmin edilmesini içerir. Modelin bilinmesi, yüksek performanslı kontrol sistemlerinin tasarımı ve gerçekleştirilmesi için önemlidir.

Tanılamada kullanılan matematiksel modeller lineer ve lineer olmayan olmak üzere iki ana grupta toplanabilir: Lineer olmayan modellerin karmaşıklığının yanısıra çok iyi tesis edilmiş genel teorilerinin olmaması, bu modellerin belirli bir çalışma bölgesi civarında lineerleştirilmiş olarak kullanılmasına yolaçmaktadır.

Uygun bir giriş sinyalinin seçimi, tanılama problemlerinin en önemli adımlarından biridir. Bu seçimdeki temel ölçüt, giriş-çıkış verilerinin farklı modeller arasında ayırım yapmaya yetecek ölçüde bilgi içerip içermemesidir. Birbiriyle ilişkisiz (uncorrelated) sözde rastgele ikili diziler (pseudo random binary sequences-PRBS) bu türden uygun giriş sinyallerine örnek olarak verilebilir.

Giriş-çıkış verileriyle sistem tanılama yapılırken frekans cevabı, basamak cevabı, vs. teknikleriyle parametrik olmayan modeller, transfer fonksiyonu, diferansiyel veya fark denklemleriyle vs. parametrik modeller kullanılabilir.

Günümüzde bilgisayarların da yaygınlaşması sayesinde parametrik modellerin diğer yaklaşımlara karşı üstünlükleri ortaya çıkmıştır. Ardışık formülasyonu olan yüksek performanslı tanılama algoritmaları gerçek zamanlı tanılama problemlerini bile gerçekleştirecek seviyededir [23].

## 4.2 Veri Toplama ve İşleme

Bir prosesin tanınması ve modellenmesinde ilk adım, hedeflenen amaca uygun verilerin güvenilir bir biçimde toplanmasıdır. Verinin bilgisayarda işlenecek olması bu bilgilerin elektrik sinyallerine dönüştürülmesini zorunlu kılmaktadır. Toplanacak verinin analog veya sayısal nitelikte olması, şebekeden veya başka cihazlardan kaynaklanan gürültüler, topraklama hattının kalitesi, deney sisteminde kullanılan mekanik/elektronik elemanların hassasiyeti çalışmayı doğrudan etkileyebilecek konulardır.

Pnömatik sistem üzerinde daha önce yapılan çalışmalarda; veri toplama amacıyla deney düzeneğine uygun bir sinyal göndererek sistemin bu sinyale tepkisini giriş sinyaliyle birlikte bilgisayar ortamına kaydetmek için Adaptech firmasının Wintrac programı kullanılmıştır. Toplanan verinin analog olması dolayısıyla aliasing etkileri, analog anti-aliasing filtreleri, sayısal ortama alınan verinin ise yüksek örnekleme hızı, sayısal alçak geçiren (sayısal anti-aliasing amaçlı) filtre, sayısal türev alıcı, sayısal faz düzeltme konuları önem kazanmaktadır.

Bu çalışmada, önceki çalışmalar için toplanan datalar kullanılmıştır [31].

## 4.3 Örnekleme Frekansının Seçimi

Sayısal kontrol sistemlerinde örnekleme frekansı, tanılacak sistemin bant genişliğine veya kapalı çevrimli sistemin istenen bant genişliğine göre seçilir. Örnekleme frekansı seçiminde temel kural (4.1) [32]:

$$f_S = (6 \div 25)f_B \quad (4.1)$$

olup burada  $f_S$  örnekleme frekansı,  $f_B$  sistemin bant genişliğidir. Böyle bir kural zaman domeninde de elde edilebilir. Sistemin basamak cevabından bulunan  $t_R$  yükselme zamanına göre  $T_S$  örnekleme periyodu (4.2) :

$$T_S = t_R / (3 \div 12) \quad (4.2)$$

şeklinde dir. Birinci mertebeli bir sistem için;  $\tau$ , zaman sabiti olmak üzere;

$$\tau/4 < T_S < \tau \quad (4.3)$$

veya  $\omega_0$  (rd/s) doğal salınım frekansı olmak üzere sönüm oranı 0,7 ile 1 arasında olan ikinci mertebe bir sistem için;

$$0,25 < \omega_0 TS < 1,5 \quad (4.4)$$

olarak kullanılabilir.

#### 4.4 Sistem Tanılama İlkeleri

Sistem tanılama süreci, deneysel planlama ve veri toplama, modellerin kurulması, deney verilerinden bilinmeyen sistem parametrelerinin tahmin edilmesini ve bulunan modelin geçerliliğinin test edilmesini içerir. Yukarıda bahsedildiği gibi sistem modelinin bilinmesi, sistem karakteristiklerinin formülize edilmesi ve buna dayanarak yüksek performanslı kontrol sistemlerinin tasarımı ve oluşturulması için önemlidir.

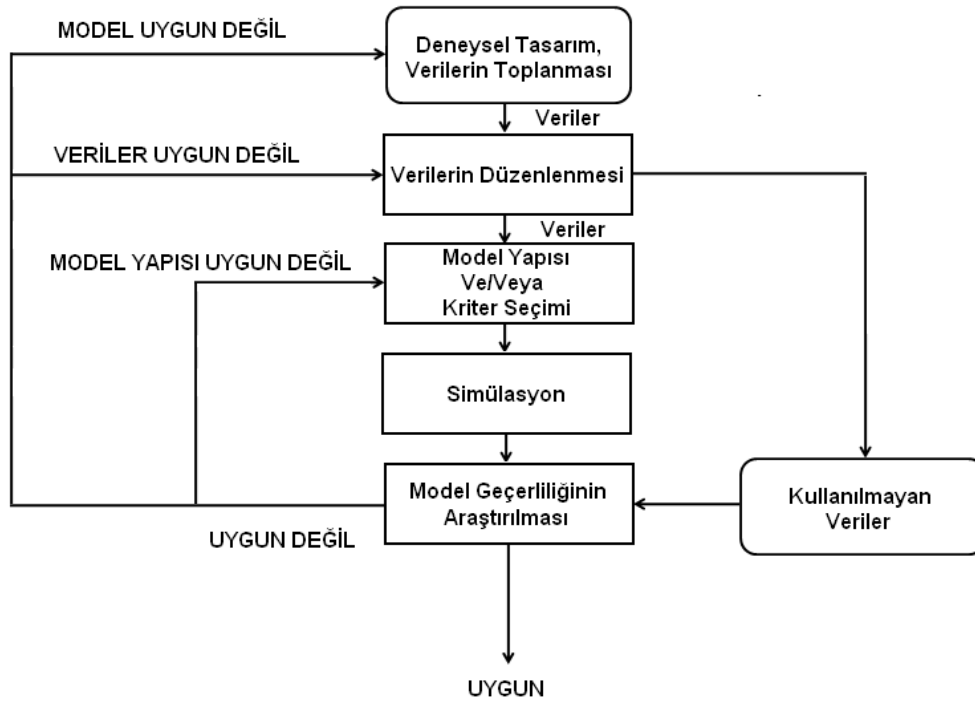
Sistem tanılama süreci dört aşamadan oluşur [33]:

- a) Uygun deneysel koşullar altında giriş-çıkış verilerinin toplanması
- b) Model yapısının ( karmaşıklığının) seçimi
- c) Model parametrelerinin tahmini
- d) Tanılanmış modelin geçerliliği (yapı ve parametre değerleri açısından)

Tam bir tanılama işleminin yukarıda belirtilen dört aşamayı da içermesi zorunlu olup; her aşamada kullanılacak yöntemler istenen model tipine (parametrik, parametrik olmayan, sürekli zamanlı, ayrık zamanlı vs.) bağlıdır.

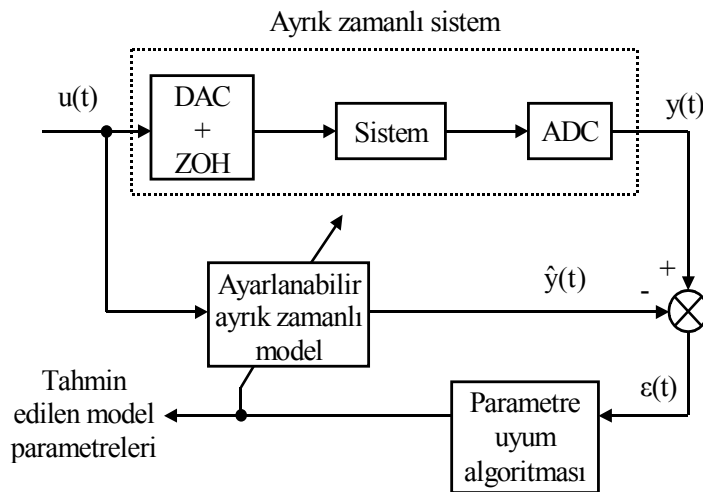
Sistem tanılama işlemi, sistemi uyaracak uygun giriş sinyalinin seçimi ile başlar. Sistemden elde edilen tanılamaya uygun veri ile bir model belirlenir ve belirlenen bir yöntemle parametreler kestirilir. Bu yolla elde edilen model geçerlilik testlerini geçemezse algoritmada yukarıdan aşağıya doğru hareket edilir. Önce parametre kestirim yöntemi değiştirilir. Eğer model çeşitli denemelere rağmen yine geçersizse model yapısı değiştirilir ve algoritmada aşağıya doğru hareket edilir. Model yapısını da değiştirmenin bir sonuca varmadığı durumlarda sistemin deneysel planlamasına geri dönülür. Sistemin lineer bir modelle temsil edilemediği veya tanılamanın (hata ölçülerine göre) yeteri kadar başarılı bulunmadığı sonucuna varılırsa akıllı sistemlerin de içinde bulunduğu lineer olmayan modelleme yapılarına başvurulur.

Sistem tanımlama sürecini pratik olarak Şekil 4.1’de verilen şema ile özetleyebiliriz.



Şekil 4.1 : Sistem tanımlama akış diyagramı

Örneklenmiş (ayrık zamanlı) modeller için parametre tanımlama blok diyagramı Şekil 4.2’de verilmektedir. Burada ayrık zamanlı, parametreleri ayarlanabilir bir modelin bilgisayarla nasıl gerçekleştirildiği gösterilmektedir.  $t$  anındaki sistem çıkışı  $y(t)$  ile kestirilen model çıkışı  $\hat{y}(t)$  arasındaki hata ( $\varepsilon(t)$  kestirim hatası olarak da bilinir) her örnekleme anında parametre uyum (adaptation) algoritması tarafından bu hatayı minimize etmek için model parametrelerini düzeltmek üzere kullanılır. Parametre



Şekil 4.2 : Parametre tanımlama blok diyagramı

uyum algoritmaları ardışık bir yapıyı haiz olup, yeni bir değeri tahmin etmek için eski tahmin edilen değerlere son ölçümlere bağlı olan bir düzeltme terimi ekler. Bütün parametre uyum algoritmaları Şekil 4.3’de verilen ardışık yapıyı kullanırlar.

Ardışık tanılamaya yönelik parametre uyum algoritmalarından ardışık en küçük kareler yöntemi (RLS) ilerleyen altbölümlerde incelenmektedir.

$$\begin{bmatrix} \text{Yeni} \\ \text{parametrelerin} \\ \text{tahmini} \\ \text{(vektör)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Tahmin edilen} \\ \text{eski parametreler} \\ \text{(vektör)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \text{Uyum} \\ \text{kazancı} \\ \text{(matris)} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \text{Ölçüm} \\ \text{fonksiyonu} \\ \text{(vektör)} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \text{Kestirim} \\ \text{hatası} \\ \text{fonksiyonu} \\ \text{(skalar)} \end{bmatrix}$$

**Şekil 4.3 :** Parametre uyum algoritmalarının ardışık yapısı

Ardışık tanılamamanın ardışık olmayana göre üstünlükleri şöyledir:

- a) Sistem evrimleştikçe yeni model parametrelerinin tanılanmasına imkan verir.
- b) Tüm giriş-çıkış verilerinin bir anda kullanılması yerine sadece az sayıda giriş-çıkış verilerinin işlenmesine ihtiyaç duyduğu için önemli ölçüde bilgisayar belleğinden kazanım sağlar.
- c) Oldukça az bellek ve bilgisayar kapasitesine ihtiyaç gösterir.
- d) Mikro-bilgisayarlarda kullanılması kolaydır.
- e) Gerçek zamanlı tanılama uygulamalarında kullanılabilirler.
- f) Zamanla değişen sistem parametrelerini izlemek kolaydır.

## 4.5 Model Karmaşıklığının Tahmini

### 4.5.1 Gürültüsüz Sistemin Model Karmaşıklığının Tahmini

Bozucuların olmadığı ayrık zamanlı bir sistemin darbe transfer fonksiyonu aşağıdaki gibidir:

$$y(t) = \frac{q^{-d}B(q^{-1})}{A(q^{-1})}u(t) \quad (4.5)$$

Burada ;

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_A} q^{-n_A} \quad (4.6)$$

$$B(q^{-1}) = b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_B} q^{-n_B} \quad (4.7)$$

Model karmaşıklığının tahmininin amacı, doğrudan doğruya giriş-çıkış verilerini kullanarak, model katsayılarını tanılamaksızın, sisteme ait A ve B polinomlarının mertebelerini ve gecikmeyi tahmin etmektir. Sistemde gürültü bulunmuyorsa; bir modelin karmaşıklığının (mertebesinin) tahmini için rank testi yapılır.

$\hat{n}$  model mertebesini ( $\hat{n} = \max(n_A, n_B + d)$ );  $n_A$  A polinomunun mertebesi,  $n_B$  B polinomunun mertebesi, d gecikme) tahmin etmek için;

$$[\tilde{y}(0) : R(\hat{n})] \quad (4.8)$$

matrisi tanımlanmış olsun. Burada

$$\tilde{y}(0) = \begin{bmatrix} y(0) \\ y(-1) \\ \vdots \\ y(-N+1) \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$R(\hat{n}) = \begin{bmatrix} y(-1) & u(-1) & y(-2) & u(-2) & \dots & y(-\hat{n}) & u(-\hat{n}) \\ y(-2) & u(-2) & y(-3) & u(-3) & \dots & y(-\hat{n}-1) & u(-\hat{n}-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ y(-N) & u(-N) & y(-N-1) & u(-N-1) & \dots & y(-\hat{n}-N+1) & u(-\hat{n}-N+1) \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Eğer  $[\tilde{y}(0) : R(\hat{n})]$  matrisinin rankı tam ise  $\hat{n} < n$ , tam değilse (küçükse)  $\hat{n} \geq n$  anlamına gelmektedir. N değeri 1'den başlayıp  $\hat{n} \geq n$  koşulu sağlanana kadar artırılmak yoluyla model mertebesi bulunur.

#### 4.5.2 Beyaz Gürültülü Sistemin Model Karmaşıklığının Tahmini

Bir önceki altbölümde verilen yöntem; uygulamada, sistemdeki gürültüden dolayı matris hiçbir zaman tekil olmadığı için, kullanışlı olmaz. Bunun için model mertebesini tahmin etmek üzere en küçük kareler tahminini içeren bir test uygulanabilir:

$$V_{LS}(\hat{n}) = \min \frac{1}{N} \left\| \tilde{y}(0) - R(\hat{n}) \hat{\theta} \right\|^2 \quad (4.11)$$

Burada  $\hat{\theta}$ ,  $\tilde{y}(0)$ 'ın  $R(\hat{n})$ 'nın kolonlarına lineer bağımlılığını ifade etmektedir.

## 4.6 Parametre Uyum Algoritmaları

Farklı ardışık tanılama yöntemleri temelde aynı parametre uyum algoritması (PAA) yapısını kullanırlar. Birbirinden farklılıkları aşağıda belirtilen sebeplerden dolayıdır:

- a) Kestirimci (predictor) yapısı
- b) Gözlem vektörü  $\phi(t)$  bileşenlerinin yapısı
- c) Ayarlanabilir parametre vektörü  $\hat{\theta}(t)$  ve gözlem vektörü  $\phi(t)$  'nin boyutları
- d) Kestirim hatalarının tipi.

Tanılama yöntemleri kestirim hatasının beyazlatılmasına (whitening) dayanan -içinde ardışık en küçük kareler yöntemi (RLS), genişletilmiş en küçük kareler yöntemi (ELS), ardışık en çok olasılık yöntemi (RML), vs.- ile gözlem vektörüyle kestirim hatasının ilişkisizliğine (decorrelation) dayanan -aletsel değişken yöntemi (instrumental variable) ve çıkış hatası yöntemi (output error), vs.- olmak üzere iki ana gruba ayrılabilir. Bu çalışmada sadece RLS yöntemine değinilmekle yetinilecektir[23].

### 4.6.1 Ardışık En Küçük Kareler Yöntemi

(4.5) denklemi aşağıdaki şekilde yazılabilir :

$$y(t+1) = -\sum_{i=1}^{n_A} a_i y(t+1-i) + \sum_{i=1}^{n_B} b_i u(t-d-i+1) = \theta^T \phi(t) \quad (4.12)$$

$$\theta^T = [a_1, \dots, a_{n_A}, b_1, \dots, b_{n_B}] \quad (4.13)$$

$$\phi(t)^T = [-y(t), \dots, -y(t-n_A+1), u(t-d), \dots, u(t-d-n_B+1)] \quad (4.14)$$

Yukarıdaki ifadelere benzer şekilde RLS için “önceki (priori)” kestirimci (predictor) aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$\hat{y}^\circ(t+1) = -\sum_{i=1}^{n_A} \hat{a}_i y(t+1-i) + \sum_{i=1}^{n_B} \hat{b}_i u(t-d-i+1) = \hat{\theta}(t)^T \phi(t) \quad (4.15)$$

Burada ;

$$\hat{\theta}(t)^T = \left[ \hat{a}_1(t), \dots, \hat{a}_{n_A}(t), \hat{b}_1(t), \dots, \hat{b}_{n_B}(t) \right] \quad (4.16)$$

$$\varepsilon^\circ(t+1) = y(t+1) - \hat{y}^\circ(t+1) = y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t) \quad (4.17)$$

Burada hedeflenen, aşağıdaki “en küçük kareler” ölçütünü minimize eden bir ardışık parametre uyum algoritmasının bulunmasıdır :

$$\min_{\hat{\theta}(t)} J(t) = \sum_{i=1}^t [y(i) - \hat{\theta}(t)^T \phi(i-1)]^2 \quad (4.18)$$

$$\hat{\theta}(t)^T \phi(i-1) = -\hat{a}_1(t) y(i-1) + \hat{b}_1(t) u(i-1) = \hat{y}(\hat{\theta}(t)) \quad (4.19)$$

Ardışık en küçük kareler parametre uyum algoritmasının formülasyonu ise  $F(t)$  uyum kazanç matrisi olmak üzere ;

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t+1) \phi(t) \varepsilon^\circ(t+1) \quad (4.20)$$

$$F(t+1) = F(t) - \frac{F(t) \phi(t)^T F(t)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} \quad (4.21)$$

$$\varepsilon^\circ(t+1) = y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t) \quad (4.22)$$

(4.20), (4.21) ve (4.22) denklemleri yeniden düzenlenirse;

$$[\hat{\theta}(t+1) - \hat{\theta}(t)] = F(t+1) \phi(t) \varepsilon^\circ(t+1) = F(t) \phi(t) \frac{\varepsilon^\circ(t+1)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} \quad (4.23)$$

elde edilir.  $\varepsilon(t+1)$  “sonraki (posteriori)” kestirim hatası ise;

$$\begin{aligned} \varepsilon(t+1) &= y(t+1) - \hat{\theta}(t+1)^T \phi(t) = y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t) - [\hat{\theta}(t+1) - \hat{\theta}(t)]^T \phi(t) \\ &= \varepsilon^\circ(t+1) - \phi(t)^T F(t) \phi(t) \frac{\varepsilon^\circ(t+1)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} = \frac{\varepsilon^\circ(t+1)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} \end{aligned} \quad (4.24)$$

bulunur. (4.24) denklemini “önceki” ve “sonraki” kestirim hataları arasındaki ilişkiyi ifade etmektedir. (4.24), (4.23)’da yerine yazılarak aşağıdaki en küçük kareler parametre uyum algoritması bulunur:

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t) \phi(t) \varepsilon(t+1) \quad (4.25)$$

$$F(t+1)^{-1} = F(t)^{-1} + \phi(t) \phi(t)^T \quad (4.26)$$

$$F(t+1) = F(t) - \frac{F(t) \phi(t) \phi(t)^T F(t)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} \quad (4.27)$$



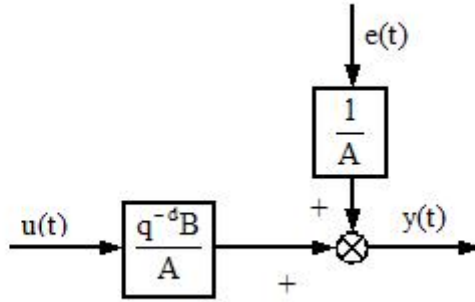
$$\varepsilon(t+1) = \frac{y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} \quad (4.28)$$

Burada dikkat edilmesi gereken  $F(t)^{-1}$ 'in bir ilk deęerinin olması gerektięidir. Bu ařaęıdaki biçimde düzenlenir:

$$F(0) = \frac{1}{\delta} I = G_I I \quad (I: \text{birim matris, } 0 < \delta \ll 1) \quad (4.29)$$

Genellikle  $\delta=0,001$  ( $G_I=1000$ ) alınır.

Yukarıda verilen ifadelerde azalan uyum kazancı (decreasing adaptation gain) mevcuttur. Bunun yerine unutm faktörü vs. içeren kazançlar da düzenlenebilmektedir.



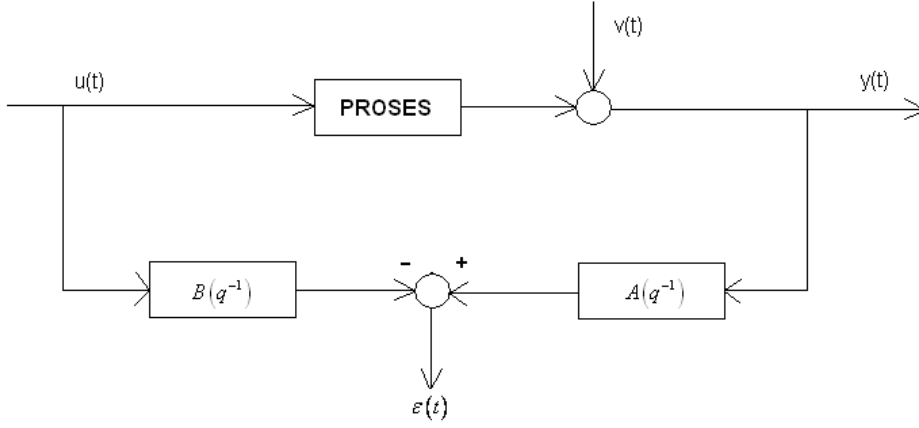
Şekil 4.4 : ARX model yapısı

En küçük kareler yönteminin yapısı Şekil 4.4'te verilmektedir. ARX tipindeki bu yapı:

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d}B(q^{-1})u(t) + e(t) \quad (4.30)$$

ile ifade edilebilir.

En küçük kareler yöntemiyle parametre tanımlaması yapmanın avantajlarından biri sayısal hesaplama kolaylığıdır. Bu metot kapalı bir çözümdür. Hata,  $a_i$  ve  $b_i$  parametrelerinde doğrusaldır ve kuadratik yapıda olan kayıp fonksiyonu minimize edilir. Model mertebesi doğru seçildiğinde ve hata seviyesi düşük olduğunda çok iyi sonuçlar verir.



**Şekil 4.5 :** En küçük kareler yöntemiyle hata üretimi

#### 4.7 Çapraz İlişki Testi

Bu metot (4.31), çıkış hatasının girişiyle ve/veya model çıkışıyla olan ilişkisini doğrulamadan oluşur [34].

$$\varepsilon_i(t) = y_i(t) - \hat{y}_i(t) \quad (4.31)$$

$\hat{y}_i(t)$  model çıkışı olup aşağıdaki bağıntıdaki gibi gösterilir;

$$\hat{y}_i(t + \hat{n}_i + 1) = \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^{\hat{n}_{ij}} \hat{a}_{ijk} \cdot \hat{y}_j(t + k) + \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{\hat{n}_i} \hat{b}_{ijk} \cdot u_j(t + k) \quad (4.32)$$

Normalleştirilmiş çapraz ilişki fonksiyonu (normalized crosscorrelation function);

$$\sqrt{N} \cdot \frac{\Gamma_{\varepsilon_i \hat{y}_j}(T)}{\sqrt{\sum_{\tau=-K}^K \Gamma_{\varepsilon_i}(\tau) \cdot \Gamma_{\hat{y}_j}(\tau)}} \quad T=1,2,\dots,\tau_{\max} \quad (4.33)$$

Bağıntı 4.33'de,  $i = 1, 2, \dots, p$  ve  $K$  büyük bir sayı (genellikle  $N/5$  olarak alınır) olup aşağıdaki bağıntıdaki (4.35) gibi yazılabilir [34];

$$\Gamma_{\varepsilon_i \hat{y}_j}(\tau) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^{N-\tau} \varepsilon_i(t + \tau) \cdot \hat{y}_j(t) \quad (4.34)$$

$$\sqrt{N} \cdot \frac{\Gamma_{\varepsilon_i u_j}(T)}{\sqrt{\sum_{\tau=-K}^K \Gamma_{\varepsilon_i}(\tau) \cdot \Gamma_{u_j}(\tau)}} \quad T=1,2,\dots,\tau_{\max} \quad (4.35)$$

Bağıntı 4.36'da,  $i = 1, 2, \dots, p$  ve  $K$  büyük bir sayı olup genellikle  $N/5$  olarak hesaplanır.

$$\Gamma_{\varepsilon_i u_j}(\tau) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^{N-\tau} \varepsilon_i(t+\tau) \cdot u_j(t) \quad (4.36)$$

Kestirim hatası ( $\varepsilon_i(t)$ ),  $\hat{y}_j(t)$ 'den (veya  $u_i(t)$ ) bağımsızsa, rassal değişken (4.33 veya 4.35) asimptotik olarak ortalaması sıfır, varyansı bir olan normal dağılımdır. Çapraz ilişki fonksiyonunun normalleştirilmesi önceden tanımlanan güven aralığına göre sıfır limite karar vermeye imkân tanır. Çizelge 4.1'de, 4.33 (veya 4.35) bağıntısındaki normalleştirilmiş değişkenin limit değerlerini verilmiştir [34].

**Çizelge 4.1 :** Ortalaması 0, varyansı 1 olan Normal Dağılımlı Rassal Değişkenin Güven Aralığı.

Güven Aralığı	Limitler
%91	$\pm 1.7$
%92.8	$\pm 1.8$
%94.2	$\pm 1.9$
%95	$\pm 2.0$
%97	$\pm 2.13$
%99	$\pm 2.6$



## 5. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağırları canlılarda bulunan sinir sisteminin çalışmasını elektronik ortama taşımayı hedefleyen bir programlama yaklaşımıdır. Yapay sinir ağlarının da canlılarda olduğu gibi öğrenme, hatırlama ve öğrendiklerini güncelleme gibi yeteneklerinin olması hedeflenmektedir.

Sinir sisteminin davranışlarını kopyalayabilmek için yapısının da kopyalanması gerektiğini düşünen bilim adamları yapay sinir ağlarını modellerken de sinir sisteminin yapısını örnek almışlardır.

### 5.1 YSA nedir?

İnsanlığın doğayı araştırma ve taklit etme çabalarının en son ürünlerinden bir tanesi Yapay Sinir Ağları teknolojisidir. Yapay Sinir Ağları, basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini simüle etmek için tasarlanan programlardır. Simüle edilen sinir hücreleri (nöronlar) içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler. Diğer bir ifadeyle, YSA'lar, normalde bir insanın düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemlere çözüm üretmektedir. Bir insanın, düşünme ve gözleme yeteneklerini gerektiren problemlere yönelik çözümler üretebilmesinin temel sebebi ise insan beyninin ve dolayısıyla insanın sahip olduğu yaşayarak veya deneyerek öğrenme yeteneğidir [35]. Biyolojik sistemlerde öğrenme, nöronlar arasındaki sinaptik (synaptic) bağlantıların ayarlanması ile olur. Yani, insanlar doğumlarından itibaren bir “yaşayarak öğrenme” süreci içerisine girerler. Bu süreç içinde beyin sürekli bir gelişme göstermektedir. Yaşayıp tecrübe ettikçe sinaptik bağlantılar ayarlanır ve hatta yeni bağlantılar oluşur. Bu sayede öğrenme gerçekleşir. Bu durum YSA için de geçerlidir. Öğrenme, eğitime yoluyla örnekler kullanarak olur; başka bir deyişle, gerçekleşme girdi/çıkı verilerinin işlenmesiyle, yani eğitime algoritmasının bu verileri kullanarak bağlantı ağırlıklarını (weights of the synapses) bir yakınsama sağlanana kadar, tekrar tekrar ayarlanmasıyla olur.

YSA'lar, ağırlıklandırılmış şekilde birbirlerine bağlanmış bir çok işlem elemanlarından (nöronlar) oluşan matematiksel sistemlerdir. Bir işlem elemanı, aslında sık sık transfer fonksiyonu olarak anılan bir denklemdir. Bu işlem elemanı, diğer nöronlardan sinyalleri alır; bunları birleştirir, dönüştürür ve sayısal bir sonuç ortaya çıkartır. Genelde, işlem elemanları kabaca gerçek nöronlara karşılık gelirler ve bir ağ içinde birbirlerine bağlanırlar; bu yapı da sinir ağlarını oluşturmaktadır.

Yapay Sinir Ağları için üzerinde fikir birliği sağlanmış tek bir tanım yoktur. Geniş ya da dar kapsamda bir çok tanımla karşılaşılabilir. Hatta, bazı araştırmacılar YSA için genel bir tanım vermek yerine, YSA türlerinin kendi içinde tanımlanması gerektiğini savunmaktadır. Bununla birlikte, bütünlüğü sağlamak amacıyla çeşitli kapsamlarda bazı genel tanımlara bu bölümde yer verilmektedir.

Bir sinir ağı, basit işlem birimlerinden oluşan, deneyimsel bilgileri biriktirmeye yönelik doğal bir eğilimi olan ve bunların kullanılmasını sağlayan yoğun bir şekilde paralel dağıtılmış bir işlemcidir. Bu işlemci iki şekilde beyin ile benzerlik göstermektedir. Bilgi, ağ tarafından bir öğrenme süreciyle çevreden elde edilir ve Elde edilen bilgileri biriktirmek için sinaptik ağırlıklar olarak da bilinen nöronlar arası bağlantı güçleri kullanılır [36].

Yapay Sinir Ağları, en kısa ve basit şekilde, bir örnekler kümesi yardımıyla parametrelerin uyarlanabilmesini sağlayacak bir matematiksel formül için yazılan bilgisayar programı olarak tanımlanabilir. Bu tanım, YSA'yı en basit şekilde ve teknik detaya girilmeksizin ifade etmektedir.

Yine basit ama daha teknik ikinci bir tanım ise şu şekildedir: YSA, ilgili bağlantı ağırlıklarıyla (synaptic weights) bir ağa bağlanmış basit işlem elemanlarından (nöron) oluşan bir sistemdir.

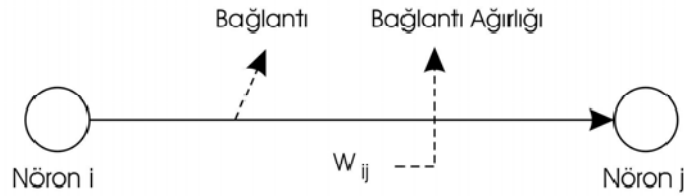
Sinirsel (neural) hesaplamaların merkezinde dağıtılmış, adaptif ve doğrusal olmayan işlem kavramları vardır. YSA'lar, geleneksel işlemcilerden farklı şekilde işlem yapmaktadırlar. Geleneksel işlemcilerde, tek bir merkezi işlem elemanı her hareketi sırasıyla gerçekleştirir. YSA'lar ise herbiri büyük bir problemin bir parçası ile ilgilenen, çok sayıda basit işlem elemanlarından oluşmaktadır. En basit şekilde, bir işlem elemanı, bir girdiyi bir ağırlık kümesi ile ağırlıklandırır, doğrusal olmayan bir şekilde dönüşümünü sağlar ve bir çıktı değeri oluşturur. İlk bakışta, işlem elemanlarının çalışma şekli yanıtıcı şekilde basittir. Sinirsel hesaplamaların gücü,

toplam işlem yükünü paylaşan işlem elemanlarının birbirleri arasındaki yoğun bağlantı yapısından gelmektedir.

Çoğu YSA'da, benzer karakteristiğe sahip nöronlar tabakalar halinde yapılandırılırlar ve transfer fonksiyonları eş zamanlı olarak çalıştırılırlar. Hemen hemen tüm ağlar, veri alan nöronlara ve çıktı üreten nöronlara sahiptirler.

YSA'nın ana ögesi olan matematiksel fonksiyon, ağın mimarisi tarafından şekillendirilir. Daha açık bir şekilde ifade etmek gerekirse, fonksiyonun temel yapısını ağırlıkların büyüklüğü ve işlem elemanlarının işlem şekli belirler. YSA'ların davranışları, yani girdi veriyi çıktı veriye nasıl ilişkilendirdikleri, ilk olarak nöronların transfer fonksiyonlarından, nasıl birbirlerine bağlandıklarından ve bu bağlantıların ağırlıklarından etkilenir.

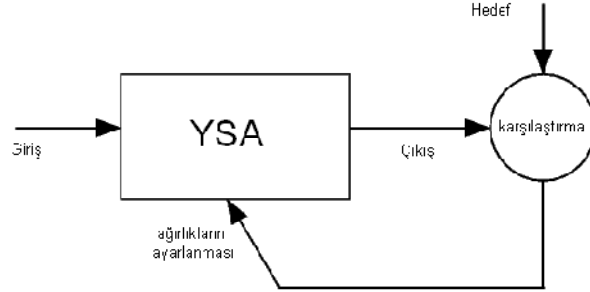
Bu bilgiler ışığında bakıldığında, YSA'ların yapısı üç ana eleman içermektedir ve Şekil 5.1'deki gibidir. Şekilden de görülebileceği gibi, YSA'ların yapısını oluşturan üç ana eleman temel işlem elemanı olan nöron, girdi ve çıktı yolunu sağlayan bağlantı ve bu bağlantıların sağlamlığını gösteren bağlantı ağırlığıdır.



**Şekil 5.1** : YSA Yapısının temel elemanları.

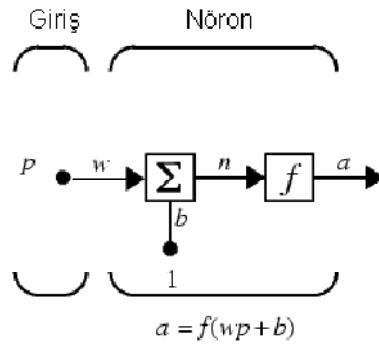
Genel olarak YSA metodolojisinin uygulama adımlarına bakıldığında, YSA'nın basit ama yoğun yapısı ve bazı temel özellikleri daha açık anlaşılabilir. Tipik olarak, bir YSA'nın yapısı oluşturulur ve çeşitli matematiksel algoritmalarla bir tanesi kullanılarak üretilen çıktıların doğruluk (accuracy) düzeyinin maksimize edilmesi için gerekli olan ağırlık değerleri belirlenir. YSA'lar önceki örnekleri kullanarak ağırlıkları belirlemek yoluyla girdi değişkenleri ile tahmin edilen değişkenler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkartırlar; diğer bir deyişle YSA'lar eğitilir. Bir kez bu ilişkiler ortaya çıkartıldıktan sonra (yani ağ eğitildikten sonra), YSA yeni verilerle çalıştırılabilir ve tahminler üretilebilir. Bir ağın performansı, amaçlanan sinyal ve hata kriteri ile ölçülür. Ağın çıktısı, amaçlanan çıktı ile karşılaştırılarak hata payı elde edilir. Geri Yayılma (backpropagation) olarak adlandırılan bir algoritma

hata payını azaltacak şekilde ağırlıkları ayarlamak için kullanılır. Bu işlem defalarca Şekil 5.2' de gösterildiği gibi tekrar edilerek ağ eğitilir. Eğitim işleminin amacı performans ölçümleri bazında optimum çözüme ulaşmaktır.



**Şekil 5.2 :** YSA'nın eğitilmesi.

Bir YSA nöronu temel olarak bir toplayıcı ve geçiş ( aktivasyon ) fonksiyonundan oluşur. Çalışma mantığı ise şu şekildedir: giriş (p) belirli bir ağırlıkla (w) çarpılarak, bias (b) adı verilen özel girişlerle toplanır ve elde edilen toplam işareti de (n) geçiş fonksiyonuna (f) girerek nöron çıkışı ( a ) elde edilir (Şekil 5.3). Nöron yapısındaki ağırlık (w) ve bias (b) ayarlanabilir parametrelerdir. Geçiş fonksiyonu, nöron çıkışını izin verilen bir aralıkta tutar [37].



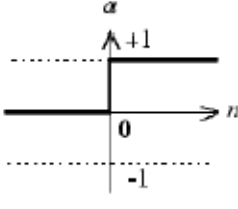
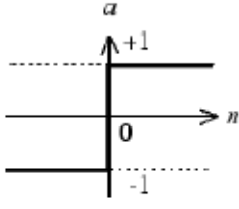
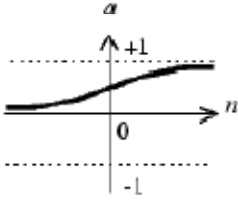
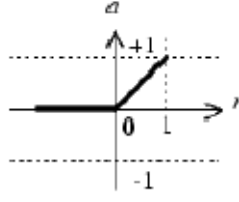
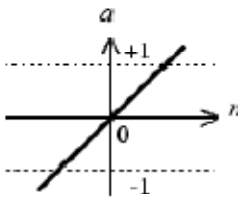
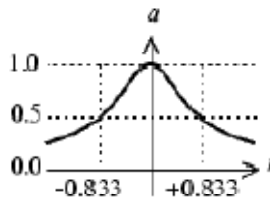
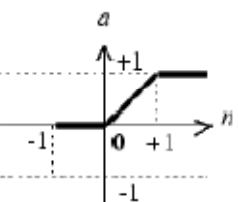
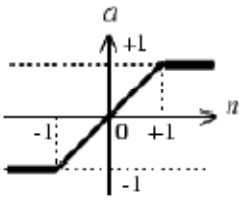
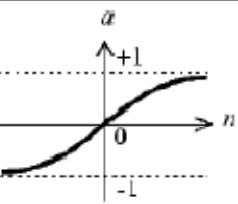
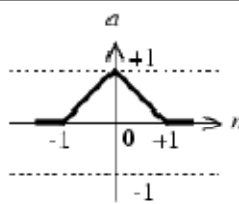
**Şekil 5.3 :** Basit bir nöron yapısı.

Basit bir nöronun çıkış ifadesi şu şekilde yazılabilir (5.1) :

$$a = f(wp + b) \quad (5.1)$$

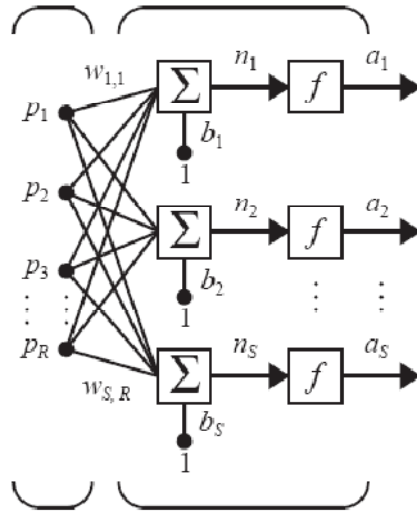
Şekil 5.4 'de YSA'da kullanılan temel geçiş fonksiyonları verilmiştir.



Hard-Limit Geçiş Fonksiyonu	 a=hardlim(n)	Simetrik Hard-Limit Geçiş Fonksiyonu	 a=hardlims(n)
Log-Sigmoid Geçiş Fonksiyonu	 a=logsig(n)	Pozitif Doğrusal Geçiş Fonksiyonu	 a=poslin(n)
Doğrusal Geçiş Fonksiyonu	 a=purelin(n)	Radyal Temelli Geçiş Fonksiyonu	 a=radbas(n)
Satın Geçiş Fonksiyonu	 a=satlin(n)	Simetrik Satın Geçiş Fonksiyonu	 a=satlins(n)
Tan-Sigmoid Geçiş Fonksiyonu	 a=tansig(n)	Üçgen Geçiş Fonksiyonu	 a=tribas(n)

**Şekil 5.4 :** YSA’da kullanılan temel geçiş fonksiyonları

YSA her birinin değişik sayıda nöronların sıralandığı giriş, çıkış ve gizli katmanlardan oluşur (Şekil 5.5). Bir YSA’da bir veya birden fazla sayıda gizli katman bulunabilir. Genel olarak çözülecek problemin karmaşıklığına, giriş ve çıkış sayısına bağlı olarak katman ve katmanlar içindeki nöron sayıları belirlenir. Fakat ne nöron sayısı ne de katman sayısı hakkında genel bir kural yada formül literatürlerde yer almamaktadır [38].



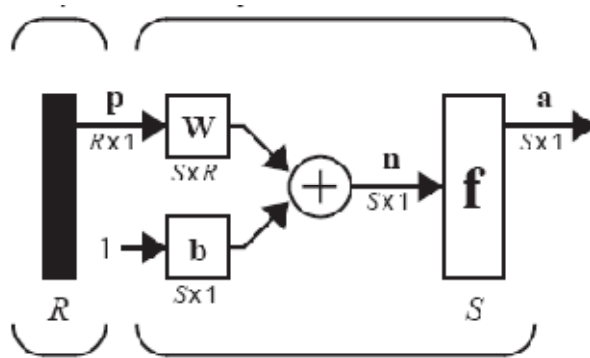
**Şekil 5.5 :** Tek katmanlı bir YSA'nın genel gösterimi.

Şekil 5.5' de R giriş sayısını, S ise girişteki nöron sayısını göstermekte olup, giriş katmanına ait  $S \times R$  boyutlu ağırlık matrisi ( $W$ ) ve  $S \times 1$  boyutlu bias vektörü ( $b$ ) aşağıdaki gibi tanımlanabilir (5.2) ve (5.3) :

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \cdots & w_{S,R} \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

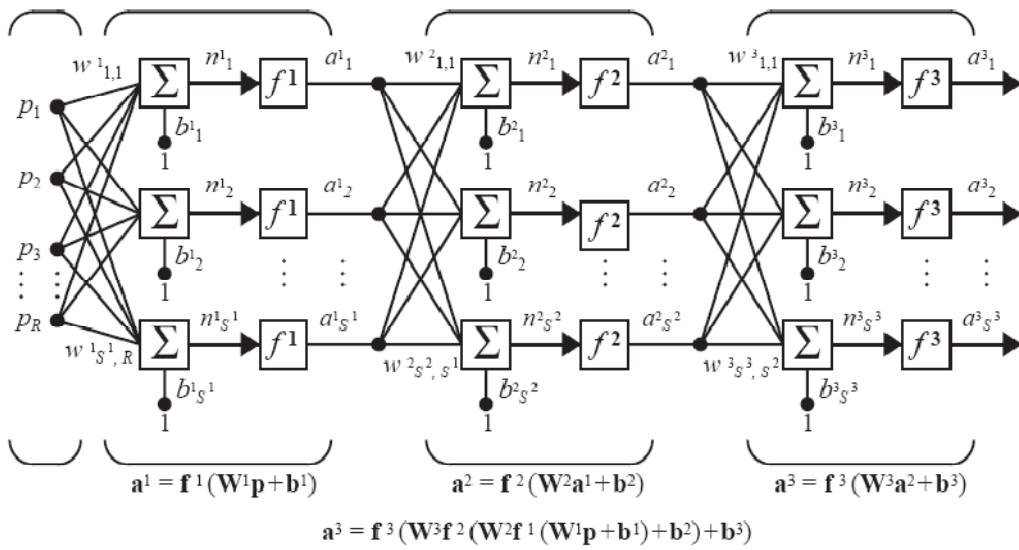
$$b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_S \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Tek katmanlı bir YSA'nın kısaltılmış gösterimi şekil 5.6' daki gibidir.



**Şekil 5.6 :** Tek katmanlı bir YSA'nın kısaltılmış gösterimi.

Bir çok giriş için genellikle bir nöron yeterli olmayabilir. Paralel işlem yapan birden fazla nörona ihtiyaç duyulduğunda katman kavramı devreye girmektedir. Şekil 5.7’ de ise üç katmanlı bir YSA yapısı verilmiştir. Burada giriş vektörleri, aslında nöron olmamalarına rağmen bir sonraki katmana herbiri birer çapraz bağlantı içermektedir. 3 adet nöron katmanı bulunmaktadır. Son katman çıkış katmanı olarak da isimlendirilir. Giriş ile çıkış katmanı arasında yer alan katmanlar gizli katman (hidden layer) olarak da anılmaktadır. Bu durumda giriş ile çıkış arasında paralel bir matematiksel ilişki kurulmuş olur. Uygun bir öğrenme algoritması ile ağırlık değerleri ağırlık arzu edilen çıkışı verecek şekilde ayarlanmaktadır.



Şekil 5.7 : Üç Katmanlı YSA Yapısı

## 5.2 YSA Çeşitleri

YSA’ların çok sayıda farklı çeşitleri vardır. Bu farklılıkların kaynağı mimarisi, öğrenme yöntemi, bağlantı yapısı vb. olabilmektedir. Genel olarak, YSA’lar üç ana kritere göre sınıflandırılmaktadırlar. Bu kriterlerden biri öğrenme yöntemidir.

### 5.2.1 Öğrenme Algoritmalarına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağlarının verilen girdilere göre çıktı üretebilmesinin yolu ağırlık öğrenilmesidir. Bu öğrenme işleminin de birden fazla yöntemi vardır. Yapay sinir ağları öğrenme algoritmalarına göre danışmanlı, danışmansız ve takviyeli öğrenme olarak üçe ayrılır.

### **5.2.1.1 Danışmanlı öğrenme**

Danışmanlı öğrenme sırasında ağa verilen giriş değerleri için çıktı değerleri de verilir. Ağ verilen girdiler için istenen çıkışları oluşturabilmek için kendi ağırlıklarını günceller. Ağın çıktıları ile beklenen çıktılar arasındaki hata hesaplanarak ağın yeni ağırlıkları bu hata payına göre düzenlenir.

Hata payı hesaplanırken ağın bütün çıktıları ile beklenen çıktıları arasındaki fark hesaplanır ve bu farka göre her nörona düşen hata payı bulunur. Daha sonra her nöron kendine gelen ağırlıkları günceller.

### **5.2.1.2 Danışmansız öğrenme**

Danışmasız öğrenmede ağa öğrenme sırasında sadece örnek girdiler verilmektedir. Herhangi bir beklenen çıktı bilgisi verilmez. Girişte verilen bilgilere göre ağ her bir örneği kendi arasında sınıflandıracak şekilde kendi kurallarını oluşturur. Ağ bağlantı ağırlıklarını aynı özellikte olan dokuları ayırabilecek şekilde düzenleyerek öğrenme işlemini tamamlar.

### **5.2.1.3 Destekleyici öğrenme**

Bu öğrenme yaklaşımında ağın her iterasyonu sonucunda elde ettiği sonucun iyi veya kötü olup olmadığına dair bir bilgi verilir. Ağ bu bilgilere göre kendini yeniden düzenler. Ağ herhangi bir girdi dizisiyle hem öğrenerek hem de sonuç çıkararak işlemeye devam eder. Örneğin satranç oynayan bir yapay sinir ağı yaptığı hamlenin iyi veya kötü olduğunu anlık olarak ayırt edememesine rağmen yine de hamleyi yapar. Eğer oyun sonuna geldiğinde program oyunu kazandıysa yaptığı hamlelerin iyi olduğunu varsayacaktır ve bundan sonraki oyunlarında benzer hamleleri iyi olarak değerlendirerek oynayacaktır.

## **5.2.2 Öğrenme Zamanına Göre Yapay Sinir Ağları**

Yapay sinir ağları öğrenme zamanına göre de statik ve dinamik öğrenme olarak ikiye ayrılır.

### **5.2.2.1 Statik öğrenme**

Statik öğrenme kuralıyla çalışan yapay sinir ağları kullanmadan önce eğitilmektedir. Eğitim tamamlandıktan sonra ağı istenilen şekilde kullanılabilir. Ancak bu kullanım sırasında ağın üzerindeki ağırlıklarda herhangi bir değişiklik olmaz.

### 5.2.2.2 Dinamik öğrenme

Dinamik öğrenme kuralı ise yapay sinir ağlarının çalıştığı süre boyunca öğrenmesini öngörerek tasarlanmıştır. Yapay sinir eğitim aşaması bittikten sonra da daha sonraki kullanımlarında çıkışların onaylanmasına göre ağırlıklarını değiştirerek çalışmaya devam eder.

### 5.2.3 Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları

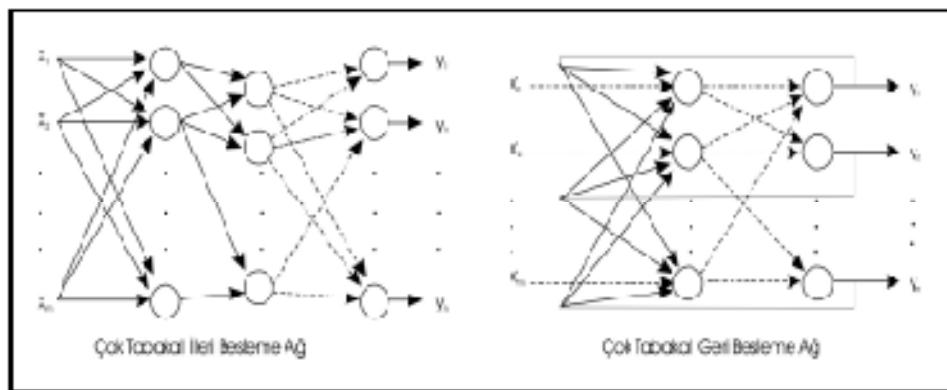
Yapay sinir ağları içerdiği nöronların birbirine bağlantı şekline göre ileri ve geri beslemeli olarak ikiye ayrılır.

#### 5.2.3.1 İleri Beslemeli Ağlar

İleri beslemeli ağlarda nöronlar girişten çıkışa doğru düzenli katmanlar şeklindedir. Bir katmandan sadece kendinden sonraki katmanlara bağ bulunmaktadır. Yapay sinir ağına gelen bilgiler giriş katmanına daha sonra sırasıyla ara katmanlardan ve çıkış katmanından işlenerek geçer ve daha sonra dış dünyaya çıkar.

#### 5.2.3.2 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında ileri beslemeli olanların aksine bir nöronun çıktısı sadece kendinden sonra gelen nöron katmanına girdi olarak verilmez. Kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan herhangi bir nörona girdi olarak bağlanabilir.



Şekil 5.8 : İleri Beslemeli ve Geri Beslemeli Ağ Yapıları

Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları doğrusal olmayan dinamik bir davranış göstermektedir. Geri besleme özelliğini kazandıran bağlantıların bağlantı şekline göre geri aynı yapay sinir ağıyla farklı davranışta ve yapıda geri beslemeli yapay

sinir ağırları elde edilebilir. Şekil 5.8’de, bir kıyaslamaya imkan tanıyabilmek için, çok tabakalı ileri besleme ağı yapısı ile birlikte çok tabakalı geri besleme ağı yapısı örneklenmektedir.

### 5.3 YSA Mimarisinin Belirlenmesi

YSA tasarımında, ağı yapısı ve eğitimde kullanılacak parametrelerin belirlenmesi açısından değişik seçeneklerle karşılaşılır. Ağı giriş ve çıkış nöronlarının sayısı, problemin kendisi tarafından belirlenmektedir, ancak kullanılacak gizli katman sayısı ve gizli katmanlarda kullanılacak nöronların sayısı belirli değildir. Ağırlıkların ilk değerleri, öğrenme katsayısı, etkinlik fonksiyonlarının seçimi, çok kesin kurallara bağlı olmayan ve eğitim süresini, yaklaşıklama hassasiyetini doğrudan etkileyecek olan parametrelerdir. Ağı giriş çıkış verileri genelde sonlu ve sürekli karakteristiğe sahip olup, tek gizli katmanlı yapı ile bu ilişkilerin öğrenilmesi mümkündür. Bir veya iki gizli katmanlı ağı yapıları karşılaştırıldığı zaman, istatistiksel olarak aralarında belirgin bir başarımlık farkı bulunmadığı, iki gizli katmanlı yapıda, katmanlarda kullanılan nöron sayıları birbirine yakın seçilirse eğitim süresinin bazı uygulamalarda kısaldığı, ancak iki gizli katmanlı yapı hata fonksiyonu yüzeyine daha çok sayıda yerel minimum noktası getirdiğinden eğitim sırasında buralara takılma ihtimalinin arttığı, sonuç olarak bir veya iki gizli katmanlı yapı arasında optimal başarımlık bakımından bir fark görülmediği belirtilmiştir. Gizli katman sayısı ancak tek gizli katman ile başarımlık elde edilemeyen durumlarda arttırılabilir. Bu durumda yaklaşıklama yapılmak istenen hedef fonksiyonda süreksizlik noktaları olması veya tek gizli katmanda kullanılacak ağırlık parametrelerinin sayısının iki gizli katmanlı yapıya göre çok daha fazla olması sözkonusudur.

Gizli katmandaki nöron sayısı, yaklaşıklama açısından, başarı ile başarısızlığın sınırı olmaktadır. Yaklaşıklama yapılmak istenilen fonksiyonun hangi özelliklerinin nöron sayısı üzerinde belirleyici rol oynadığı önemlidir. Giriş çıkış değişkenlerinin artması durumunda, gizli katmanda gerekecek nöron sayısında artacağı düşünülebilir ancak istisnai durumlar her zaman mevcuttur. Nöron sayısını arttırmakla yaklaşıklamadaki iyileşme beklendiği gibi olmayabilir, bazen de yalnızca bir nöron ilavesi ile, çıkış hatalarında azalma yönünde ani değişimler görmek mümkündür. Gerekli nöron sayısının belirlenmesi amacıyla bazı ampirik ifadeler sunulmuş veya ağı giriş çıkış hatasının eğitim sırasında sürekli takip edilmesiyle, dinamik olarak ağı yapısını

genişleten veya daraltan yaklaşımlar kullanılarak probleme özel çözümler geliştirilmeye çalışılmıştır. Ancak özel problemlere çözüm olarak sunulan özel ağ yapıları veya öğrenme yöntemleri, genel kurallarının tam olarak ortaya konamamasından dolayı her probleme uygulanamamaktadır.

Özellikle dinamik olarak değişen sistemler için fazlalık nöronlar, hata tolerans yeteneği sağladıklarından faydalı olabilirler. Pratik çalışmalar göstermektedir ki, tek giriş tek çıkışlı bir ağ yapısı için dahi, yaklaştırılması istenen fonksiyona bağlı olarak, gizli katmanda onlarca nörona gerek duyulabilir. Nöron sayısının artması, yaklaşıklamanın pürüzsüzlüğünde etki eder. Ağ mimarisi gözönüne alınacak olursa, gizli katmandaki nöronlara yapılacak olan ilaveler, ağın giriş ve çıkıştaki nöron sayılarına bağlı olmak üzere hesap yükünü arttırır.

Bazen birkaç ayrı ağın birleşimi büyük ve tek bir ağ yapısına kıyasla daha iyi sonuç verebilir. Eldeki problem, tek ağ ile ifade edilmesi pratik olmayacak şekilde ağın hedef uzayı içerisinde dağılmış veriler ve karmaşık ilişkiler içerebilir. Eğer büyük bir problem, sistematik olarak birkaç küçük probleme birkaç küçük probleme indirgenebiliyorsa böyle bir durumda her küçük kısım için ayrı bir ağ kullanılması uygun olabilir [39].

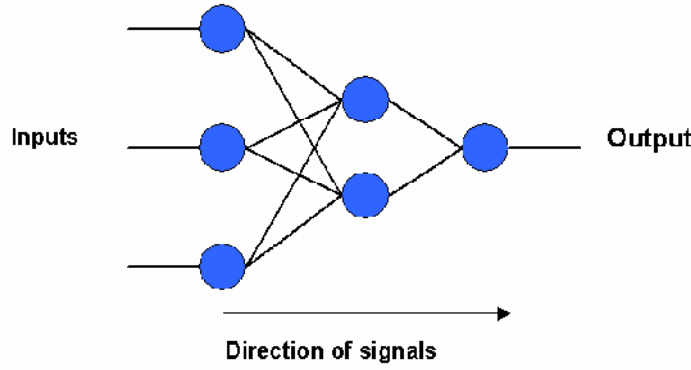
#### **5.4 YSA Uygulama Alanları**

Yapay sinir ağları başlıca; Sınıflandırma, Modelleme ve Tahmin uygulamaları olmak üzere, pek çok alanda kullanılmaktadır. Başarılı uygulamalar incelendiğinde, YSA'ların çok boyutlu, gürültülü, karmaşık, kesin olmayan, eksik, kusurlu, hata olasılığı yüksek sensör verilerinin olması ve problemi çözmek için matematiksel modelin ve algoritmaların bulunmadığı, sadece örneklerin var olduğu durumlarda yaygın olarak kullanıldıkları görülmektedir. Bu amaçla geliştirilmiş ağlar genellikle şu fonksiyonları gerçekleştirmektedirler; muhtemel fonksiyon kestirimleri, sınıflandırma, ilişkilendirme ve görüntü eşleştirme, zaman serileri analizleri, sinyal filtreleme, veri sıkıştırma, doğrusal olmayan sinyal işleme, doğrusal olmayan sistem modelleme, optimizasyon ve kontroldür [18].

YSA'lar pek çok sektörde değişik uygulama alanları bulmuştur. Bunlardan bazıları; uzay, otomotiv, bankacılık, savunma, elektronik, eğlence, finans, sigortacılık, üretim, sağlık, petro kimya ve robotiktir.

## 5.5 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

YSA'nın hesaplama ve bilgi işleme gücünü, paralel dağılmış yapısından, öğrenilme ve genelleme yeteneğinden aldığı söylenebilir. Genelleme, eğitim yada öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için de YSA' nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu üstün özellikleri, YSA' nın karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir. Sinir ağları işletmeye paralel elemanlardan oluşur. Paralel çalışma seri çalışmaya göre hesaplama hızının artmasına olanak sağlar.



Şekil 5.9 : Sinir Ağlarında Parellilik

Günümüzde birçok bilim alanında YSA, aşağıdaki özellikleri nedeniyle etkin olmuş ve uygulama yeri bulmuştur.

### 5.5.1 Doğrusal Olmama

YSA' nın temel işlem elemanı olan hücre doğrusal değildir. Dolayısıyla hücrelerin birleşmesinden meydana gelen YSA da doğrusal değildir ve bu özellik bütün ağa yayılmış durumdadır. Bu özelliği ile YSA, doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde en önemli araç olmuştur.

### 5.5.2 Öğrenme

YSA' nın arzu edilen davranışı gösterebilmesi için amaca uygun olarak ayarlanması gerekir. Bu, hücreler arasında doğru bağlantıların yapılması ve bağlantıların uygun ağırlıklara sahip olması gerektiğini ifade eder. YSA' nın karmaşık yapısı nedeniyle bağlantılar ve ağırlıklar önceden ayarlı olarak verilemez yada tasarlanamaz. Bu nedenle YSA, istenen davranışı gösterecek şekilde ilgilendiği problemten aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir.



### **5.5.3 Genelleme**

YSA, ilgilendiđi problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılařmadıđı test örnekleri için de arzu edilen tepkiyi üretebilir. Örneđin, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, bozuk karakter girişlerinde de dođru karakterleri verebilir yada bir sistemin eğitilmiş YSA modeli, eğitim sürecinde verilmeyen giriş sinyalleri için de sistemle aynı davranışı gösterebilir.

### **5.5.4 Uyarlanabilirlik**

YSA, ilgilendiđi problemdeki deđişikliklere göre ađırlıklarını ayarlar. Yani, belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen YSA, problemdeki deđişimlere göre tekrar eğitilebilir, deđişimler devamlı ise gerçek zamanda da eğitime devam edilebilir. Bu özelliđi ile YSA, uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanılama ve denetim gibi alanlarda etkin olarak kullanılır.

### **5.5.5 Hata Toleransı**

YSA, çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde bağlanmasından oluřtuđundan paralel dađılmış bir yapıya sahiptir ve ađın sahip olduđu bilgi, ađdaki bütün bağlantılar üzerine dađılmış durumdadır. Bu nedenle, eğitilmiş bir YSA nın bazı bağlantılarının hatta bazı hücrelerinin etkisiz hale gelmesi, ađın dođru bilgi üretmesini önemli ölçüde etkilemez. Bu nedenle, geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri son derece yüksektir.

### **5.5.6 Analiz ve Tasarım Kolaylıđı**

YSA' nın temel işlem elemanı olan hücrenin yapısı ve modeli, bütün YSA yapılarında yaklaşık aynıdır. Dolayısıyla, YSA' nın farklı uygulama alanlarındaki yapıları da standart yapıdaki bu hücrelerden oluřacaktır. Bu nedenle, farklı uygulama alanlarında kullanılan YSA'ları benzer öğrenme algoritmalarını ve teorilerini paylaşabilirler. Bu özellik, problemlerin YSA ile çözümünde önemli bir kolaylık getirecektir.

## **5.6 Yapay Sinir Ađlarının Dezavantajı**

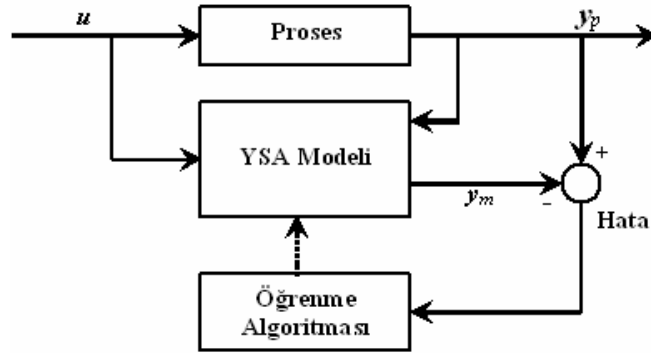
Yapay sinir ađlarının ana dezavantajı kara kutu gibi çalışmasıdır. Sinir ađlarında işetim kuralları tamamıyla bilinmez. Sinir yapısı ARMAX vb. gibi bilinen bir modele

çevirmek olanaksızdır. Bir diğer dezavantajı ise ağın eğitimi sırasında hatırı sayılır bir zaman harcanılır.

### 5.7 YSA ile Sistem Tanılama

Doğrusal olmayan sistemlerin tanılanması ve denetiminde, katmanlı YSA yapıları etkin olarak kullanılmaktadır. YSA ile sistem tanılamada, doğru model yapısının seçilebilmesi ve model girişlerinin belirlenebilmesi için sistemin giriş ve çıkışının gecikme derecelerinin bilinmesi gerekir. Sistemin derecesinin doğru belirlenememesi, modelde temsil edilemeyen dinamikler nedeniyle kararlı ve değişen dinamik şartlarda doğru bir model elde edilmesini etkiler. Bu nedenle, geri beslemeli YSA yapıları kullanılarak sistemin derecesine ihtiyaç duymayan tanı modelleri geliştirilmiştir.

YSA ile sistem tanılama algoritması, prosesin ileriye dönük dinamiğini YSA ile eğitmesinden oluşmaktadır. Prosesin çıktısı ile YSA çıktısı arasındaki öngörü farkı YSA eğitim sinyali olarak kullanılır [40].



Şekil 5.10 : YSA ile Sistem Tanılama Algoritması

## **6. PNÖMATİK BİR SİSTEMİN PARAMETRİK VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TANILANMASI**

### **6.1 Giriş**

Sistem tanılama esas olarak verilen bir model üzerinde parametrelerin sistem çıkışıyla uyuşuncaya kadar ayarlanmasıyla yapılır. Elde edilen modelin geçerliliği için tanılama işleminde kullanılmamış olan veriler model çıkışıyla sınıdır. Bu teknik çok genelleşmiş modellere uygulanır. En çok kullanılan, fark denklemleri tanımlaması şeklinde olan ARX, ARMAX v.b. zaman serisi modeller yanında, bütün doğrusal durum-uzay modeli tiplerine de uygulanır. Parametrik modelleme için model yapısının tanılanması gereklidir. Bu işlem basitçe model mertebesinin belirlenmesiyle yapılır [41].

Dinamik sistemlerin giriş-çıkış verilerinden faydalanarak tanılanmasını yapmak için üç temel unsura ihtiyaç duyulur;

- Sisteme ait giriş-çıkış veri seti,
- Öncede tanımlanmış olan model yapılarından birinin seçimi,
- Tanımlama metodudur.

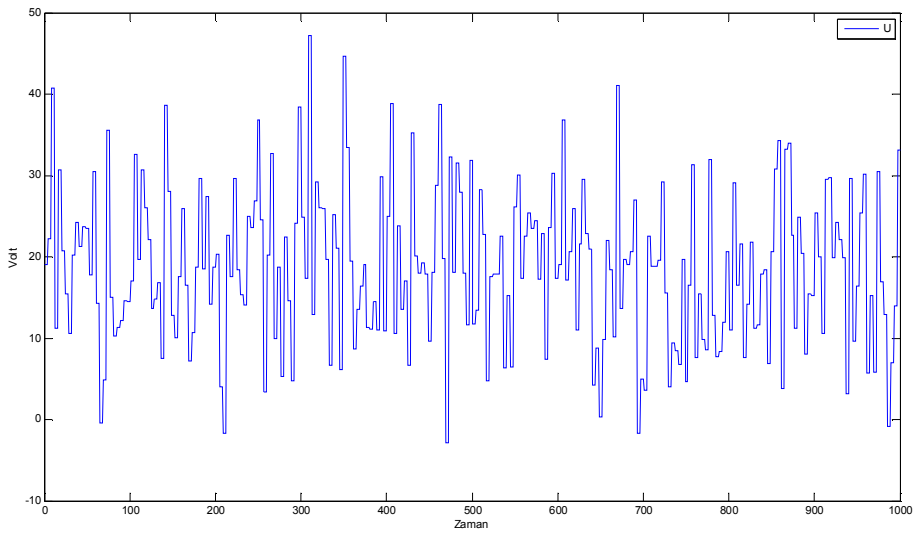
Tanılama prosesi boyunca model yapılarının hepsi denenerek sisteme en uygun olan model yapısı belirlenir. Sistem tanılama aşamaları;

1. Tanılanacak sistemin deney tesisatının tasarlanarak, giriş-çıkış verisinin elde edilmesi,
2. Veriler incelenerek gerekiyorsa filtreleme yapılması,
3. Bir model tipi seçilerek yapısının tanımlanması,
4. Giriş-çıkış değerlerine bakılarak, en optimum modelin verilen bir eğri uyarlama kriterine göre hesaplanması,
5. Model özelliklerinin araştırılması,
6. Model yapısının belirlenmesi,
7. Modelin geçerliliğinin test edilmesi,

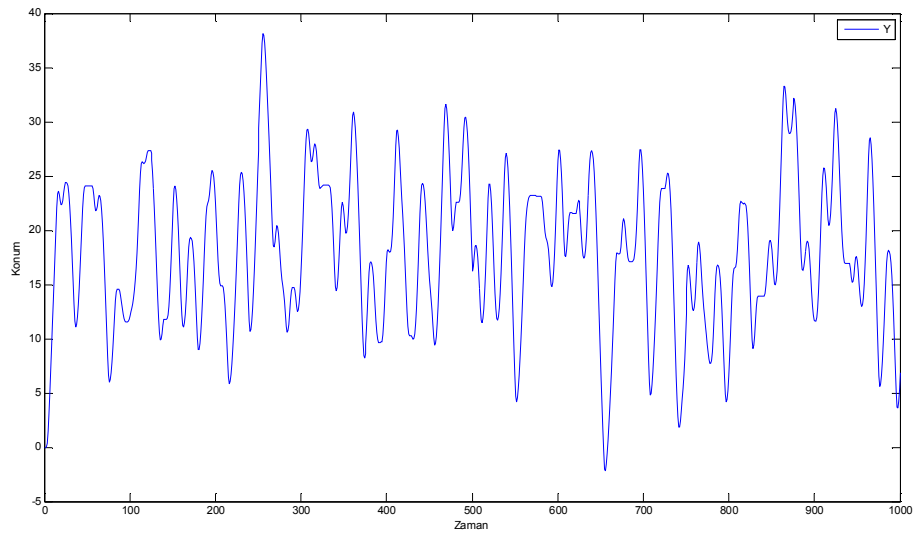
8. Eğer model yeterliyse sistem tanılama işlemi sonlandırılır. Aksi takdirde başka model denir.

## 6.2 Tanılama İşlemi Sırasında Kullanılan Giriş-Çıkış Verileri

Pnömatik sistemin tanılanması gerçekleştirilirken, İTÜ Makina Fakültesi Otomatik Kontrol Laboratuvarı'nda bulunan elektropnömatik deney düzeneği kullanılmıştır. Pnömatik sistemin tanılama işlemi sırasında kullanılan giriş ve çıkış verileri, daha önceki çalışmalarda kullanılan verilerdir ve Şekil 6.1 ve Şekil 6.2' de verilmiştir.



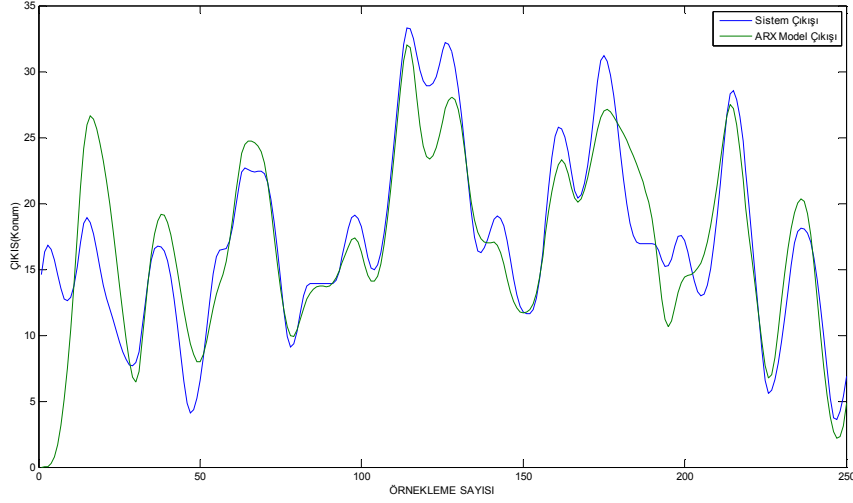
Şekil 6.1 : Pnömatik Sisteme Gönderilen Giriş Sinyali



Şekil 6.2 : Pnömatik Sistemin Çıkışı

### 6.3 Pnömatik Sistemin Parametrik Tanılanması

Pnömatik sistemin parametrik tanılanması için Adaptech MidSys toolboxu kullanılmıştır. Tanılama işlemi yapılırken ilk olarak model yapısı belirlenmiştir. Bu aşamada, ARX zaman serisi modeli kullanılarak sistemin deneysel modeli elde edildi.



Şekil 6.3 : ARX Model ve Sistem Çıkışı

Şekil 6.3 'de elde edilen modelin çıkışı sistemin çıkışıyla mukayese edilmiştir. Burada unutma faktörü 0,97 olarak alınmıştır. Ayrıca çeşitli unutma faktörleri alınarak ve toplanan bütün datalar kullanılarak ARX model ile sistem çıkışları EK A.1 ' de karşılaştırılmıştır. Pnömatik sisteme ait A ve B polinomları 6.1 ve 6.2' de verilmiştir. nA ve nB mertebeleri 4 olarak bulunmuştur.

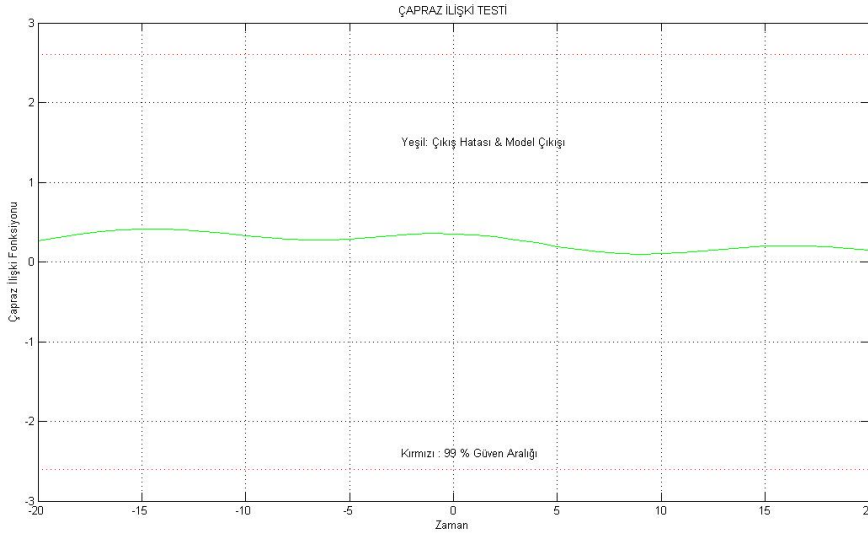
$$A(q^{-1}) = 1 - 2.466q^{-1} + 2.3225q^{-2} - 1.076q^{-3} + 0.2479q^{-4} \quad (6.1)$$

$$B(q^{-1}) = 0.028q^{-1} + 0.0034q^{-2} + 0.0191q^{-3} + 0.0023q^{-4} \quad (6.2)$$

Model yapısı seçilip parametre tasarımı yapıldıktan sonra ki aşama model geçerliliğinin belirlenmesidir. Fazla parametrelili model yapısının seçimi gereksiz hesaplamalara ve işlem karmaşıklığına yol açabilir. Diğer bir yandan yetersiz parametrenin seçimi sonucu doğru olmayan bir sonuç elde edilebilir. Sistemden ölçülen veriler yardımıyla bir model oluşturulduğunda, modelin varsa yetersiz kaldığı yerleri görmek için modeli kontrol etmek yani geçerliliğini araştırmak gereklidir. Bu yüzden model yapısının geçerliliğinin test edilmesi gerekmektedir. Çalışmamızda kullanılacak olan modelin ortalama karesel hataları hesaplanmıştır.

ARX model için ortalama karesel hata MATLAB programı yardımıyla 7.455 olarak bulunmuştur.

Bu çalışmada model geçerliliğini belirlemede çapraz-ilişki (cross-correlation) testi %99 güven aralığı için uygulandı. Çapraz-ilişki fonksiyonunun grafiği Şekil 6.4'de gösterilmiştir.



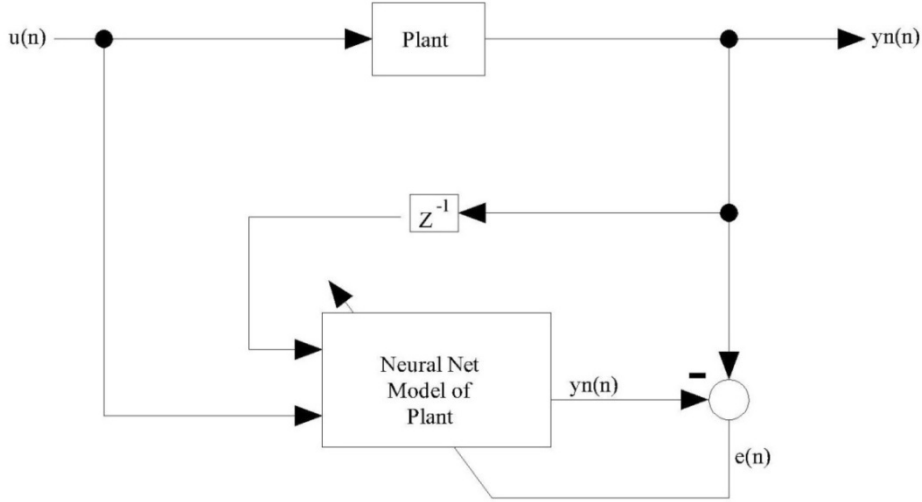
**Şekil 6.4 :** Parametrik Model İçin Çapraz-İlişki Testi

Model geçerlilik testinde parametrik model bir çok noktada güven aralığından çıkmıştır.

#### **6.4 Pnömatik Sistemin Yapay Sinir Ağları İle Tanılanması**

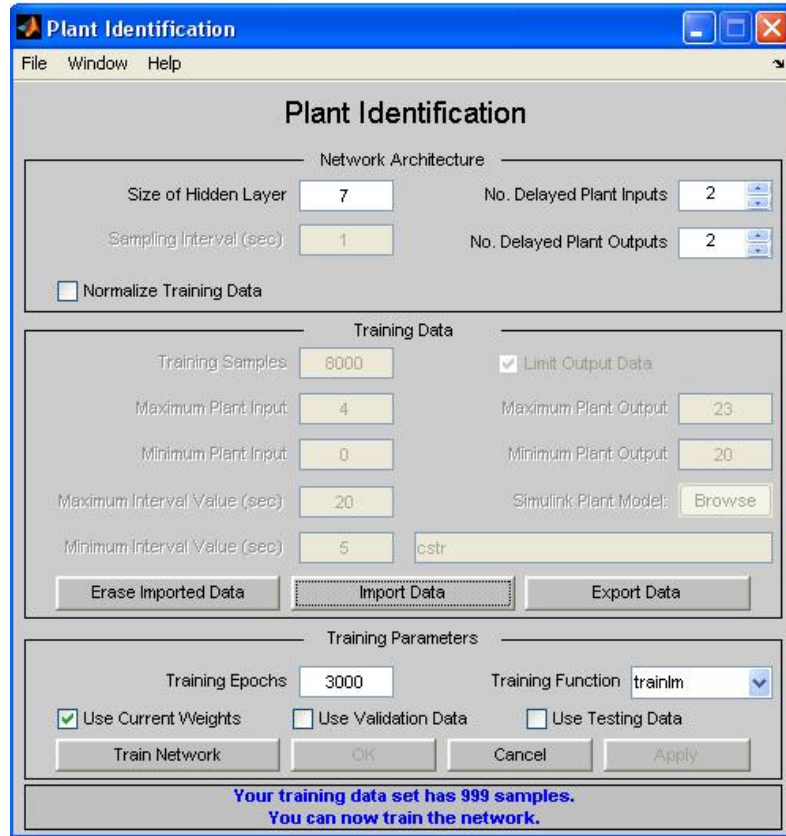
Yapay sinir ağları insanlar gibi örnekler ile eğitildikleri için yeterli sayıda veri grubunun kullanılması ile çok iyi sonuçlar elde edilmektedir. Ağı eğitirken gerekli veriler bir önceki bölümde kullanılan bin adet giriş-çıkış datası kullanılmıştır. Model oluşturulurken 1 giriş ve 1 adet çıkış katmanı arasında en uygun sonucu elde etmek için ağırlıklar, gizli katman sayısı ve iterasyon sayısı deneme yanılma ile bulunmuştur. Kullanılan ağı yapısı çok katmanlı ileri beslemeli gecikmeli yapay sinir ağıdır. Yapay sinir ağı eğitiminin blok şeklinde gösterimi Şekil 6.5' te verilmiştir. Ağı ve sistem aynı girişleri almış,  $u(n)$ , ağı girişine ek olarak; sistem çıkışı,  $y(n)$  veya ağı çıkışı eklenmiştir [42]. Bu giriş sistem dinamiklerini ve kararsız sistemlerin stabilizasyonunu yakalamada ağı yardımcı olur. Giriş ve çıkış verileri ile ağırlıklar ayarlanarak, ağı eğitilir. Ağı ve sistemin cevabı arasında bir hata

oluşturuldu. Bu hata, azalan gradient öğrenme methodu ile ağın ağırlıklarını güncellemede kullanıldı. Bu işleme hata kabul edilebilir bir seviyeye gelene kadar devam edildi.



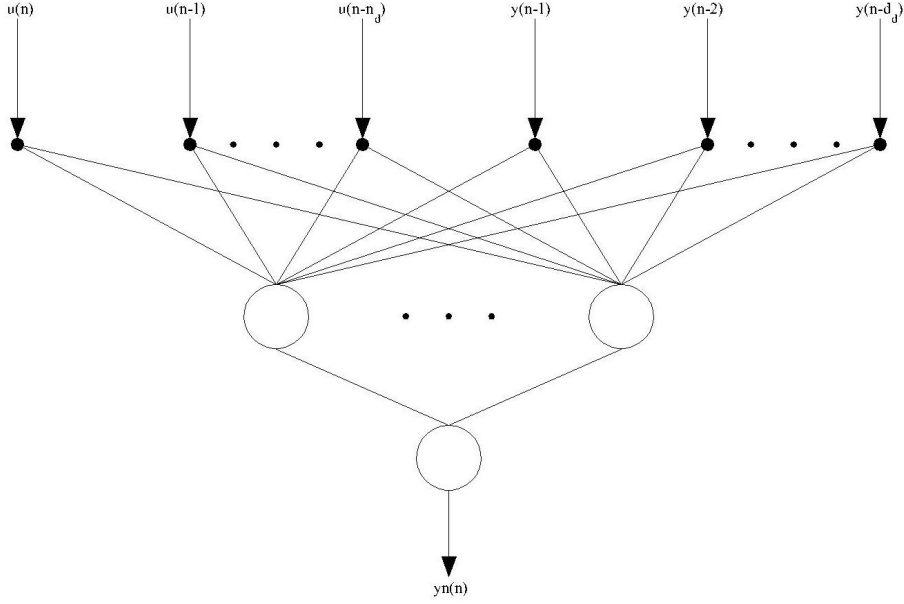
Şekil 6.5 : Yapay Sinir Ağının Eğitimi

Şekil 6.6' da kullanılan Matlab NN predictive controller arayüzü verilmiş olup, bu arayüz YSA ile sistem tanılama işleminde kullanılmıştır.



Şekil 6.6 : Sinir ağı ile öngörülü kontrol arayüzü

Şekil 6.7' de kullanılan çok katmanlı ileri beslemeli gecikmeli yapay sinir ağı tasvir edilmiştir. Bu çalışmada giriş olarak pnömatis sistemin giriş ve çıkış verileri ile birlikte gecikmeli değerleri kullanılmıştır. Gecikme nodu olarak 2 alındı.



Şekil 6.7 : Pnömatik sistemin tanılanması için kullanılan YSA yapısı

Ağ mimarisinin denklemleri,

$$y_n(n) = \sum_{j=1}^{hid} w_j f_j(net_j(n)) + b \quad (6.3)$$

$$net_j(n) = \sum_{i=0}^{n_d} w_{j,i+1} u(n-i) + \sum_{i=1}^{d_d} w_{j,n_d+i+1} y(n-i) + b_j \quad (6.4)$$

Burada,

$y_n(n)$  sinir ağın çıkışı,

$f_j(\cdot)$ , gizli katmandaki  $j^{th}$  nod için çıkış fonksiyonu,

$net_j(n)$ ,  $j^{th}$  nodun çıkış fonksiyonunun aktivasyon seviyesi,

$hid$ , gizli katmandaki gizli nod sayısı,

$n_d$ ,  $u(\cdot)$  ile bağdaşan giriş nod sayısı, ( $u(n)$  hariç),

$d_d$ ,  $y(\cdot)$  ile bağdaşan giriş nod sayısı,

$w_j$ , çıkış nodu ile  $j^{th}$  gizli nod bağlantı ağırlığı,



$w_{j,i}$ ,  $i^{\text{th}}$  giriş nodu ile  $j^{\text{th}}$  gizli nod bağlantı ağırlığı,

$y(n-i)$ , ağ girişi olarak kullanılan gecikmeli sistem çıkışı,

$u(n-i)$ , ağ girişi ve onun gecikmeleri,

$b_j$ ,  $j^{\text{th}}$  gizli noddaki bias,

$b$ , çıkış nodundaki biasdır.

Eğitim algoritması olarak çeşitli eğitim algoritmaları denenmiş olup, kullanılacak eğitim algoritmasının seçiminde ortalama karesel hatalarına bakılmıştır. Yapılan denemeler ve performansları Çizelge 6.1’ de verilmiştir.

**Çizelge 6.1 : YSA modelinin çeşitli eğitim algoritmaları ile eğitilmesi**

Eğitim Algoritması	İterasyon Sayısı	Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	Performans(MSE)
trainbfg	2000	15	0,0815
trainbfg	3000	7	0,0756
traincgb	2000	15	0,152
traincgb	3000	7	0,891
traincgp	2000	15	0,176
traincgp	3000	7	1,05
traingd	2000	15	26,7
traingd	3000	7	15
traingdm	2000	15	47,2
traingdm	3000	7	7,77
traingda	2000	15	22,8
traingda	3000	7	7,02
traingdx	2000	15	4,35
traingdx	3000	7	19,1
trainlm	2000	15	0,0542
trainlm	3000	7	0,0709
trainrp	2000	15	0,0842
trainrp	3000	7	0,477
trainscg	2000	15	0,0802
trainscg	3000	7	0,106

Yapay sinir ağının eğitilmesinde fonksiyon algoritması olarak Levenberg-Marquardt geri besleme fonksiyonu (trainlm) kullanılmıştır.

#### 6.4.1 Levenberg – Marquardt Algoritması

Geriye yayılım algoritması, yapay sinir ağlarında en çok kullanılan algoritmadır. Geriye yayılım öğrenmesi sırasında ağ, her giriş örüntüsünü, çıkış nöronlarında

sonuç üretmek üzere gizli katmanlardaki nöronlardan geçirir. Daha sonra çıkış katmanındaki hataları bulabilmek için, beklenen sonuçla, elde edilen sonuç karşılaştırılır. Bundan sonra, çıkış hatalarının türevi çıkış katmanından geriye doğru gizli katmanlara geçirilir. Hata değerleri bulduktan sonra, nöronlar kendi hatalarını azaltmak için ağırlıklarını ayarlar. Ağırlık değiştirme denklemleri, ağdaki performans fonksiyonunu en küçük yapacak şekilde düzenlenir.

İleri beslemeli ağlarda kullanılan öğrenme algoritmaları, performans fonksiyonunu en küçük yapacak ağırlıkları ayarlayabilmek için, performans fonksiyonunun gradyenini kullanırlar. Geriye yayılım algoritması da, ağ boyunca gradyen hesaplamalarını geriye doğru yapar. En basit geriye yayılım öğrenme algoritması gradyen azalması algoritmasıdır. Bu algortmada ağırlıklar, performans fonksiyonunun azalması yönünde ayarlanır. Fakat bu yöntem, pekçok problem için çok yavaş kalmaktadır. Bu algortmadan daha hızlı, daha yüksek performanslı algortmalar da vardır.

Hızlı algortmalar genel olarak iki kategoriye ayrılabilir. İlk kategorideki algortmalar, deneme yanılma tekniklerini kullanarak, standart gradyen azalması (steepest descent) yönteminden daha iyi sonuçlar verebilir. Deneme-yanılma işlemlerini kullanan geriye yayılım algortmaları; momentum terimli geriye yayılım, öğrenme hızı değişen geriye yayılım ve esnek geriye yayılım algortmalarıdır. Hızlı algortmaların ikinci kategorisindeki algortmalar, standart sayısal optimizasyon yöntemlerini kullanır. Bu algortmalar; eşlenik gradyen öğrenme algortması, Newton öğrenme algortmaları ve Levenberg – Marquardt öğrenme algortmasıdır.

Öğrenme algortmaları, kendisinden önce geliştirilen algortmalara alternatif olarak ortaya çıkmıştır ve önceki algortmaların iyi yönlerini geliştirip, kötü yönlerini azaltmaya yönelmiştir. Levenberg – Marquardt algortması da, Newton ve Gradyen azalması algortmalarının en iyi özelliklerinden oluşur ve kısıtlamalarını ortadan kaldırır.

Eşlenik gradyen öğrenme algortmasına alternatif olarak sunulan Newton yöntemlerinde, temel adım Hessian matrisini elde etmektir. Hessian matrisi, performans fonksiyonunun ağırlıklara göre ikinci dereceden türevlerinden oluşan bir matristir. Hessian matrisi, ağırlık uzayının farklı doğrultularındaki gradyen değişimini gösterir.

$$H(n) = \frac{\partial^2 E(n)}{\partial w^2(n-1)} \quad (6.5)$$

Burada H Hessian matrisi, E performans fonksiyonu, w ağın sinaptik ağırlığıdır. Performans fonksiyonu, duruma göre toplam ani hata veya ortalama karesel hata olarak alınabilir. Bu çalışmada, ileri beslemeli ağların çoğunda olduğu gibi, performans fonksiyonu olarak, ortalama karesel hata kullanılmıştır.

$$E(n) = E_{ort}(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (6.6)$$

Burada N eğitim kümesindeki toplam örüntü sayısını,  $e_j$  hata işaretini, C ağıın çıkış katmanındaki bütün nöronları içeren kümeyi göstermektedir.  $d_j$  istenen değer,  $y_j$  ağıın çıkışı olmak üzere hata işareti,

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (6.7)$$

olarak bulunabilir. Hessian matrisi hesaplandıktan sonra, tersi bulunarak ağırlıklar yenilenebilir. Ancak Hessian matrisi çok karmaşık ve ileri beslemeli bir yapay sinir ağı için hesaplanması zor bir matristir. Newton yöntemlerinin içinde, ikinci dereceden türevlerin hesaplanmadan işlem yapılan bir sınıf vardır. Bu sınıftaki yöntemler, Quasi – Newton yöntemleri olarak adlandırılırlar. Quasi – Newton yöntemleri, algortimanın her iterasyonunda, Hessian matrisinin yaklaşık bir şeklini kullanır.

Levenberg – Marquardt algoritması da quasi – Newton yöntemleri gibi, Hessian matrisinin yaklaşık değerini kullanır. Levenberg – Marquardt algoritması için Hessian matrisinin yaklaşık değeri şu şekilde bulunabilir :

$$H(n) = J^T(n)J(n) + \mu I \quad (6.8)$$

(6.8) denklemindeki  $\mu$  Marquardt parametresi, I ise birim matristir. Burada J matrisi, Jakobien matrisi olarak adlandırılır ve ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevlerinden oluşur :

$$J(n) = \frac{\partial e(n)}{\partial w(n-1)} \quad (6.9)$$

(6.9) denkleminde e, ağ hataları vektörüdür. Jakobien matrisi, hesaplamada Hessian matrisinden daha kolay olduğu için tercih edilir. Ağıın gradyeni,

$$g(n) = J^T(n)e(n) \quad (6.10)$$

olarak hesaplanır ve ağırlıklar (6.11) denklemine göre değiştirilir :

$$w(n+1) = w(n) - [H(n)]^{-1} g(n) \quad (6.11)$$

Marquardt parametresi,  $\mu$ , skaler bir sayıdır. Eğer  $\mu$  sıfırsa, bu yöntem yaklaşık Hessian matrisini kullanan Newton algoritması; eğer  $\mu$  büyük bir sayı ise, küçük adımlı gradyen azalması yöntemi haline gelir. Newton yöntemleri, en küçük hata yakınlarında daha hızlı ve kesindir. Her başarılı adımdan sonra, yani performans fonksiyonunun azalmasında  $\mu$  azaltılır ve sadece deneme niteliğindeki bir adım performans fonksiyonunu yükseltecekse  $\mu$  arttırılır. Bu yöntemle, algoritmanın her iterasyonunda, performans fonksiyonu daima azaltılır.

Genel olarak Levenberg – Marquardt algoritması yavaş yakınsama probleminden etkilenmez. Burada hedef, performans fonksiyonun en küçük yapacak ağırlık değerini bulmaktır.

#### 6.4.2 YSA Modelinin Eğitilmesi

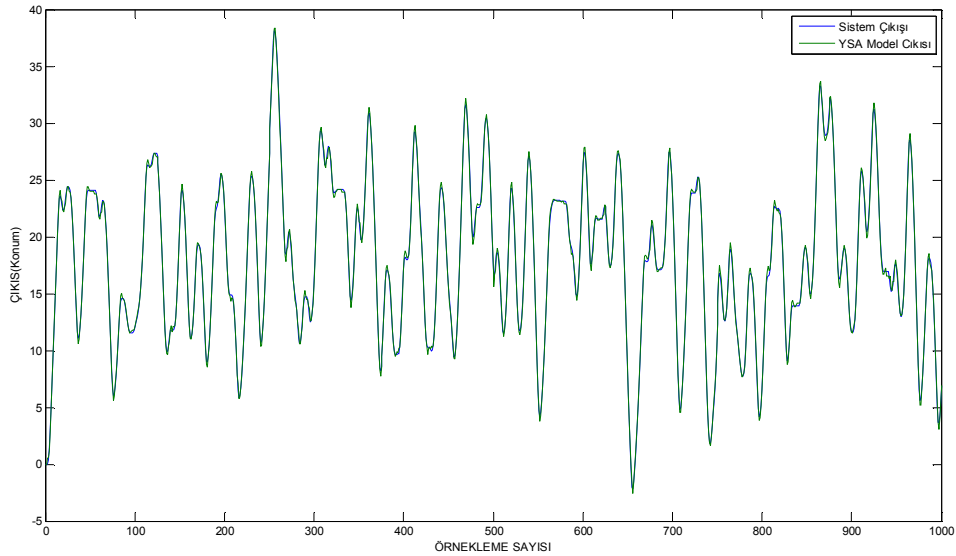
Yapay sinir ağının eğitilmesinde fonksiyon algoritması olarak Levenberg-Marquardt geri besleme fonksiyonu (trainlm) kullanılmıştır. Pnömatik sistemin YSA tanılaması için kullanılacak olan eğitim algoritmasına karar verildikten sonra iterasyon sayısına ve gizli katmandaki nöron sayısına deneme yöntemiyle karar verilmiştir. Yapılan denemeler Çizelge 6.2 ' de verilmiştir.

Ayrıca yapılan bu çalışmada yapay sinir ağ yapısı olarak ileri beslemeli sinir ağı, öğrenme tipi olarak danışmanlı öğrenme, hatayı minimize etmek içinde hatayı geriye yayma algoritması kullanılmıştır. Yapay sinir ağının eğitimi sırasında gizli tabakadaki nöron sayısı 7 olarak seçilmiş iterasyon sayısında 3000 alınmıştır. Diğer YSA modelleri için yapılan deneme yöntemleri EK A.2' de verilmiştir.

Modelin eğitimi sırasında elimizdeki dataların hepsi kullanılmış olup, Şekil 6.8 'de YSA ile elde edilen modelin eğitim sonrası çıkışı sistemin çıkışıyla mukayese edilmiştir.

**Çizelge 6.2 :** Levenberg-Marquardt algoritması ile YSA modelinin eğitilmesi

Eğitim Algoritması	İterasyon Sayısı	Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	Performans(MSE)
trainlm	500	7	0,0718
trainlm	500	15	0,0647
trainlm	500	50	0,0412
trainlm	1000	7	0,0710
trainlm	1000	15	0,0627
trainlm	1000	50	0,0332
trainlm	2000	7	0,0717
trainlm	2000	15	0,0542
trainlm	2000	50	0,0321
trainlm	3000	7	0,0709
trainlm	3000	15	0,0508
trainlm	3000	50	0,0306
trainlm	3000	100	0,0147
trainlm	4000	7	0,0715
trainlm	4000	15	0,0586
trainlm	4000	50	0,0330
trainlm	4000	100	0,0151

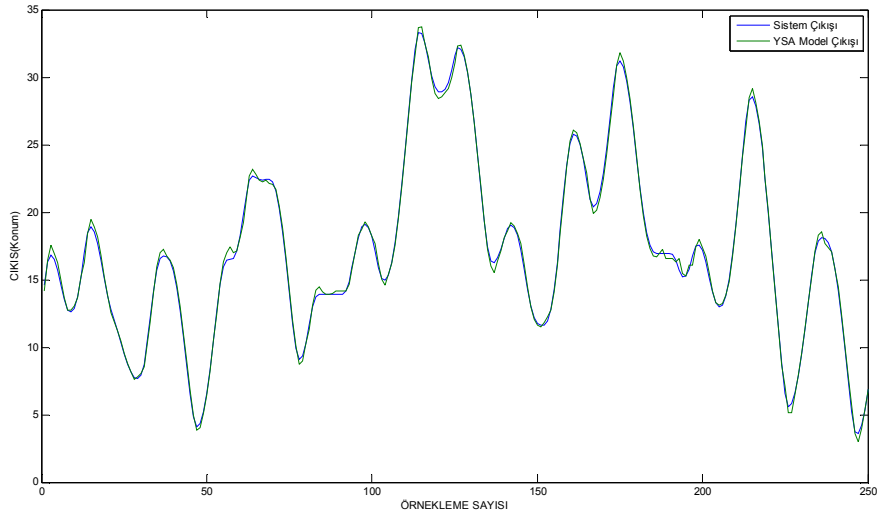


**Şekil 6.8 :** YSA model ve sistem çıkışı

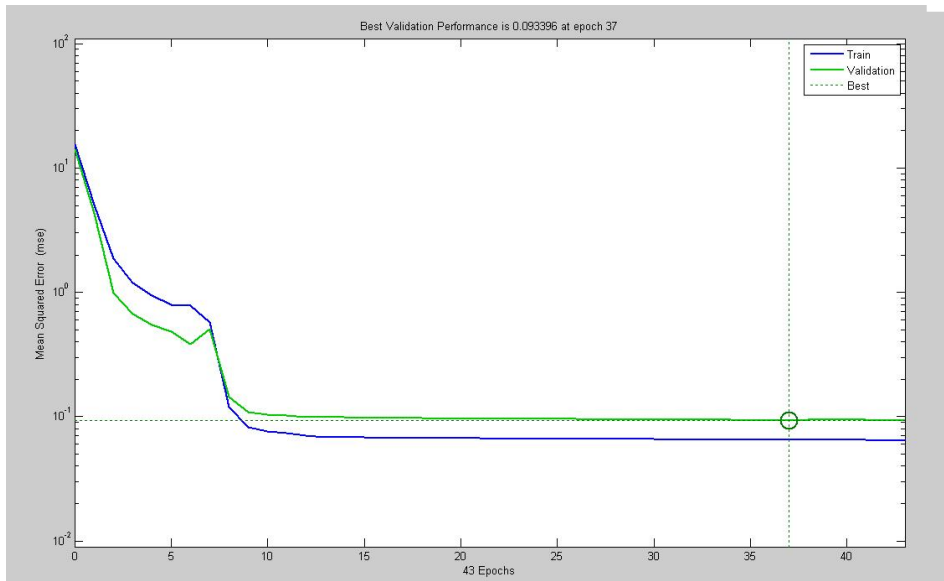
### 6.4.3 YSA Modelinin Denetimi

Bu bölümde pnömatik sistem için toplanan verilerin %75' ini oluşturulan YSA modelinin eğitimi için kullanıldı. Geri kalan verilerde YSA modelin denetiminde kullanıldıktan sonra gerçek sistem çıkışları ile YSA model çıkışları karşılaştırılmıştır. İki çıkışı gösteren grafik Şekil 6.9' da gösterilmiştir. Şekil. 6.10 ' da ise ortalama

karesel hata belirlenmiş olup, kaçınıcı iterasyonda en iyi sonucun yakalandığı görülmektedir.

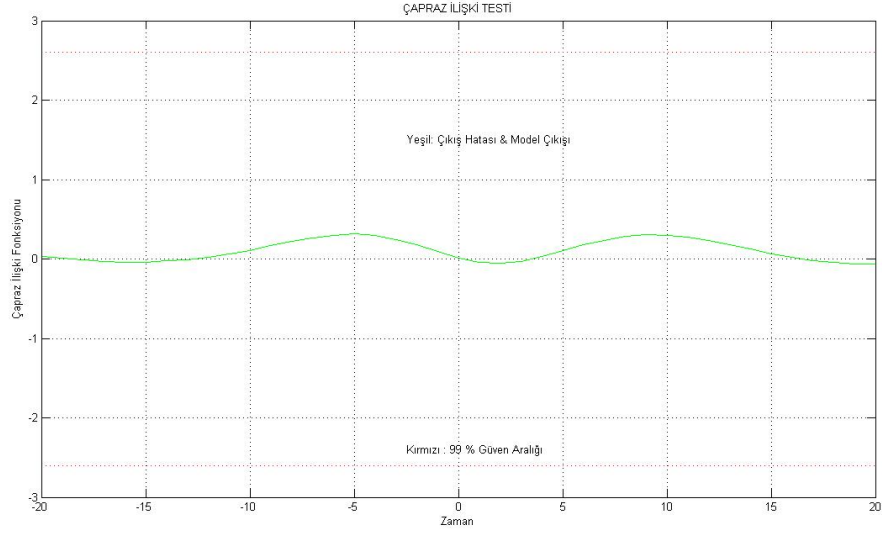


**Şekil 6.9 : YSA denetim modeli ve sistem çıkışı**



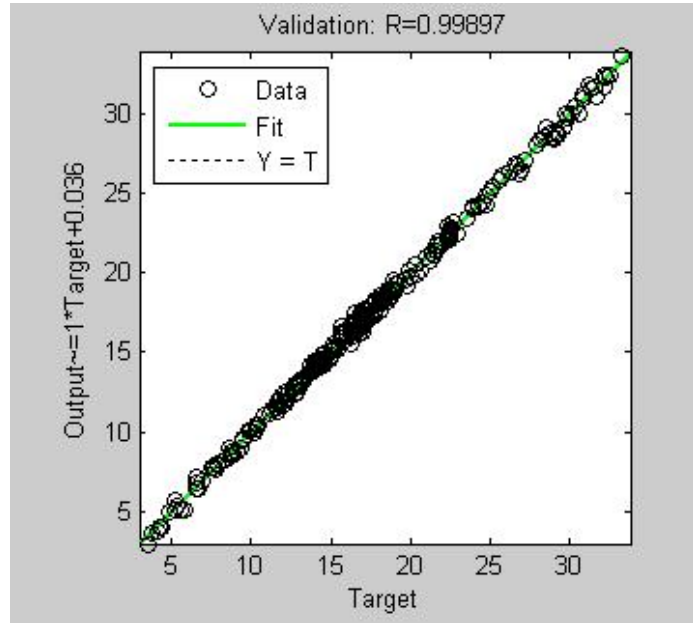
**Şekil 6.10 : Pnömatik sitem için YSA modeli performans değer grafiği**

YSA model için çapraz-ilişki fonksiyonun grafiği Şekil 6.11'de gösterilmiş, güven aralığı %99 için iyi sonuçlar vermiştir.



**Şekil 6.11 : YSA Model İçin Çapraz-İlişki Testi**

Şekil 6.12' de YSA modelin regresyon analizi verilmiş olup, sonuç oldukça başarılıdır.



**Şekil 6.12 : YSA Modeli Regresyon Analizi**

### 6.5 Sonuçlar ve Öneriler

Pnömatik bir sistemin deneysel olarak parametrik ve yapay sinir ağları ile tanılanmasını konu alan bu çalışmada, tanılanan modellerin karşılaştırılması ayrıntılı olarak irdelenmektedir. İki tanılama modeli oluşturulmuş, bu iki model içinde

çapraz-ilişki fonksiyonu çizilmiştir. YSA modeli parametrik modele göre daha iyi sonuçlar vermiştir.

DeneySEL modellemenin tasarımı matematikSEL modeller de gözönüne alınarak yapıldığı için, tanılanan parametrelerin matematikSEL modelde karşılıkları, fizikSEL anlamları vardır. Dolayısıyla sisteme ait statik kuru sürtünme katsayısı, dinamik kuru sürtünme katsayısı, viskoz sürtünme katsayısı, hareketli kütle, valfe ait katsayılar gibi birçok parametre tanılanabilir. Dinamik kuru sürtünme katsayısı, viskoz sürtünme katsayısı gibi pnömatak devre parçaları üreten firmalar tarafından dahi bilinemeyen, kullanıcıya fabrika çıkış değerleri verilemeyen büyüklükler her ne kadar bu değerler zamanla aşınmaya, ortamın kirliliğine vs. bağılı olarak değişse de- tanılanabilirler. Pnömatak sistemlerin tasarımında bu değerlerin yaklaşık kabulleri yerine gerçek değerlerinin kullanılmasının başarılı bir tasarıma katkısı olacaktır. Özellikle aşırı sürtünmeli silindirlerde kuru sürtünmenin etkisi eklenerek üretilen kontrol sinyali sıfır civarındaki ölü bölgenin (cross-over distortion) küçülmesine, konum hassasiyetinin iyileşmesine katkıda bulunabilir.

Gerek gerçek sistem, gerekse tanılama modeli -lineer modeller içermesine rağmen- nonlinear özelliktedir. Bu çalışmada yapay sinir ağıları ile tanılama yapılmış olup, parametrik tanılamaya göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Gerçek değerler kullanılarak, nonlinear tanılama algoritmaları kullanılarak, bu çalışmadan elde edilen tanılama modelleri ile karşılaştırılabilir.

Sistemde farklı zamanlarda yapılan tanılama sonuçları karşılaştırılarak zamanla oluşan parametre değişimleri incelenebilir. Arızaların önceden tahmin edilmesi veya bakım programlarının daha gerçekçi sürelerle hazırlanması sağlanabilir.



## KAYNAKLAR

- [1] **Eykoff, P.**, 1974. System Identification, An Introduction and a Survey, Simulation 15, 151-166.
- [2] **Söderström, T. and Stoica P.**, 1989. System Identification, Prentice Hall International Series in Systems and Control Engineering.
- [3] **Ljung, L.**, 1999. System Identification Theory For the User, 2nd ed, PTR Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J
- [4] **Box, G.E.P., Jenkins G.M.**, 1970. Time Series Analysis: Forecasting and Control Holden Day, San Francisco.
- [5] **Spriet, J.A., Vansteenkiste G.C.**, 1982. Computer-Aided Modelling and Simulation, Academic Press, Inc., Orlando.
- [6] **Johansson R.**, 1993. System Modelling and Identification. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- [7] **Ljung, L., Glad T.**, 1994. Modeling Of Dynamic Systems. Prentice Hall.
- [8] **Goodwin G.C., Payne R.I.**, 1977. Dynamic System Identifications: Experiment Design and Data Analysis, Vol. 136, Academic Press, London.
- [9] **Davis M.H.A., Vinter R.B.**, 1985. Stochastic Modelling and Control, Chapman and Hall, London.
- [10] **Hannan, E.J., Deistler, M.**, 1988. The Statistical Theory of Linear Systems, Wiley, New York, USA.
- [11] **Wellstead, P.E.**, 1979. Introduction to Physical System Modelling, Academic Press Ltd., Whitstable, Kent, Great Britain.
- [12] **Hebb, D.O.**, 1949. The Organization Of Behaviour, A neuropsychological theory, Wiley, New York.
- [13] **Elmas Ç.**, 2003. Yapay Sinir Ağları Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama, sf 27-28, Seçkin Yayıncılık, Ankara
- [14] **Kohonen, T.**, 1982. Self Organized Formation Of Topologically Correct Feature Maps, Vol.43., Biologically Cybernetics.
- [15] **Fukushima, K.**, 1980. Neocognitron: A self-organizing a Neural Network Model For a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by in shift position, Biologically Cybernetics.
- [16] **Hopfield, J. J.**, 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences, USA.
- [17] **Hopfield, J. J.**, 1984. Neurons with graded responses have collective computational properties like those of two-state neurons. Proceedings of the National Academy of Sciences, USA.

- [18] **Öztemel E.**, 2003. Yapay Sinir Ağları, sf 40, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- [19] **G. P. Liu** 2001. Nonlinear Identification and Control, A Neural Network Approach, Springer.
- [20] **Koç, İ.M.**, 1998. Hassas ve katı pnömatik konum kontrolü, *Yüksek Lisans Tezi*, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [21] **Cihan, S.**, 1999. Pnömatik konum kontrolü, *Yüksek Lisans Tezi*, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [22] **Deniz, U.**, 2001. Pnömatik kuvvet kontrolü, Bitirme Çalışması, İ.T.Ü. Makina Fakültesi, İstanbul.
- [23] **Zorlu A.**, 2002. Pnömatik bir sistemin deneysel modellenmesi ve simülasyonu, *Doktora Tezi*, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [24] **Karahan,U., Arısoy,Y., Bayhan,A., Firik,A.H.**, 2003. Pnömatik bir sistemin hızlı prototipleme yoluyla gerçek zamanlı konum kontrolü, *Bitirme Projesi*, İ.T.Ü. Makina Fakültesi, İstanbul.
- [25] **SMC**, 1997. *Magnetically coupled roudless cylinder with high precision guide*, CY1H series, SMC Coporaiton, Tokyo.
- [26] **SMC**, 1997. *VEP (3 port) elektropneumatic proportional valve catalog*, SMC Coporaiton, Tokyo.
- [27] **Sony Magnescale Systems**, 1983. *Scale unit general catalog*, Sony Magnescale Inc., Tokyo.
- [28] **Sony**, 1988. *Dedector MD20-1G5BR instruction manual*, Sony Magnescale Inc., Tokyo.
- [29] **SMC**, 1988. *Pressure sensor PSE 510 handling manual*, SMC Corporation, Tokyo.
- [30] **Advantech**, 1990. *Pc-Labcard user's manual*, Advantech Co. Ltd., Taiwan.
- [31] **Akyıldız D.**, 2004. Pnömatik bir sistemin tanılanması ve gerçek zamanlı model öngörülü kontrolü, *Yüksek Lisans Tezi*, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [32] **Adaptech**, 1996. Winpim system identification users guide version 1.1, Adaptech, Saint Martin.
- [33] **Landau I.D. and Zito G.**, 2005. Digital control systems, Communications and Control Engineering, Springer, Saint Martin, Fransa
- [34] **Landau, I.D., Duong H.N.**, 1995: MidSys Toolbox User' s Guide, Adaptech,France
- [35] **Yurtoğlu H.**, 2005. Yapay sinir ağları metodolojisi ile öngörü modellemesi: Bazı makro ekonomik değişkenler için Türkiye örneği, *Uzmanlık Tezi*, Ekonomik Modeller ve Stratejik Araştırmalar Genel Müdürlüğü
- [36] **Haykin S.**, 1994. Neural Networks for Pattern Recognition, The MIT Press, Cambridge.
- [37] **Karakuzu C.**, 2003. Nöral ağ ve bulanık mantık ile endüstriyel ekmek mayası fermantasyonu modelleme ve kontrolü, *Doktora Tezi*, Kocaeli Üniversitesi Fen Bil. Ens., Kocaeli

- [38] **CHU J.Z. and CO.**, 2003. Multistep Model Predictive Control Based on Artificial Neural Networks in: *Industrial Engineering and Chemical Research*, 42, 5215-5228
- [39] **Arslan H.**, 1999. Yapay sinir ađları ile robotlarda hareket kontrolü, *Doktora Tezi*, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [40] **Yüceer M., Atasoy İ., Berber R.**, 2006. İzotermal Olmayan Sürekli Karıştırmalı Bir tank reaktörde yapay sinir ađı ile derişim kontrolü, Ankara Üniversitesi, Kimya Mühendisliđi Bölümü, Ankara.
- [41] **Karacan, İ.**, 2004: Hidrolik ve Pnömatik, Bizim Büro Basım Evi, Ankara.
- [42] **Soloway D., Haley J.**, 1997. Neural Generalized Predictive Control: A Newton-Raphson Implementation, National Aeronautics and Space Administration Langley Research Center, Hamton, Virginia.



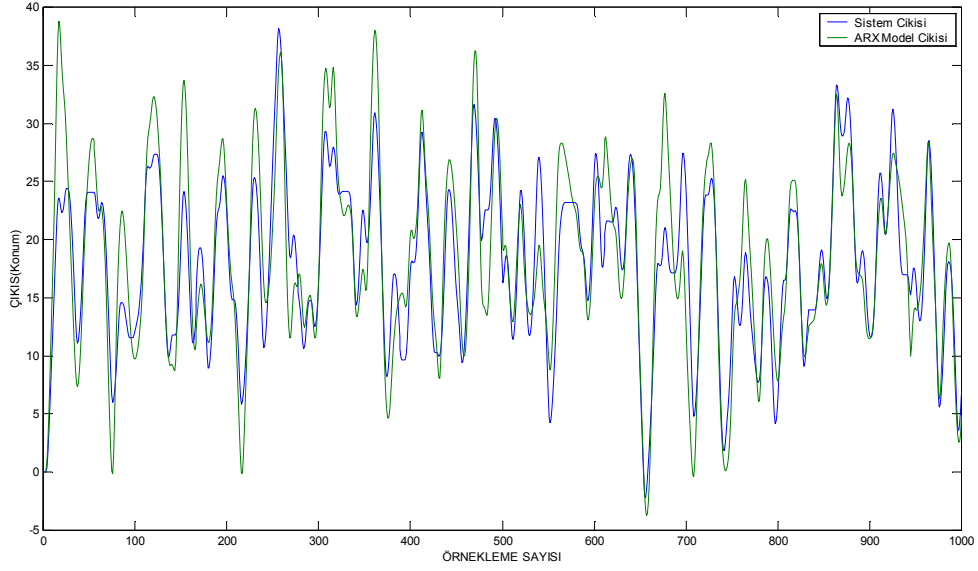
## **EKLER**

**EK A.1 :** ARX model ile sistem ıkıřları

**EK A.2 :** YSA model ile sistem ıkıřları

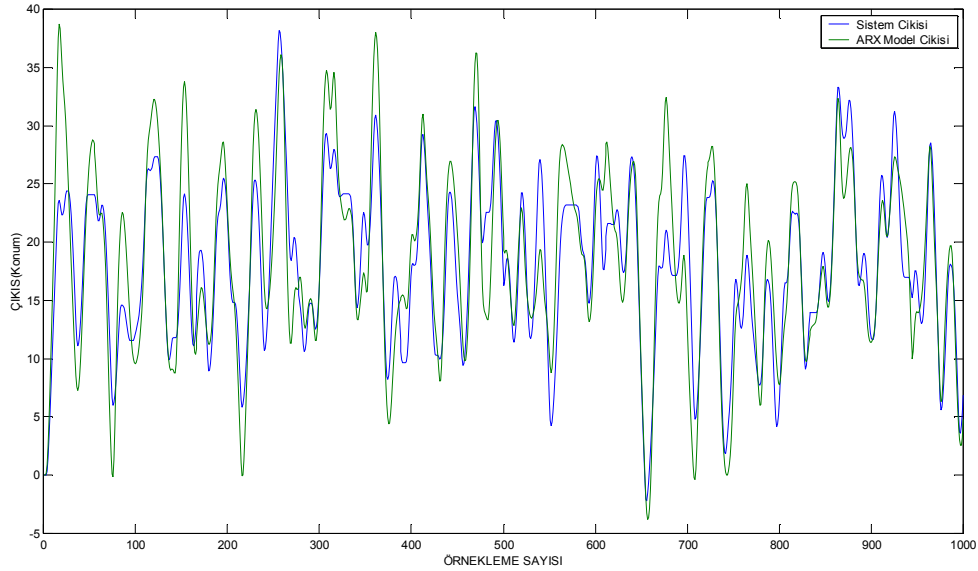
## EK A.1

Unutma Faktörünün 0,95 olması durumunda



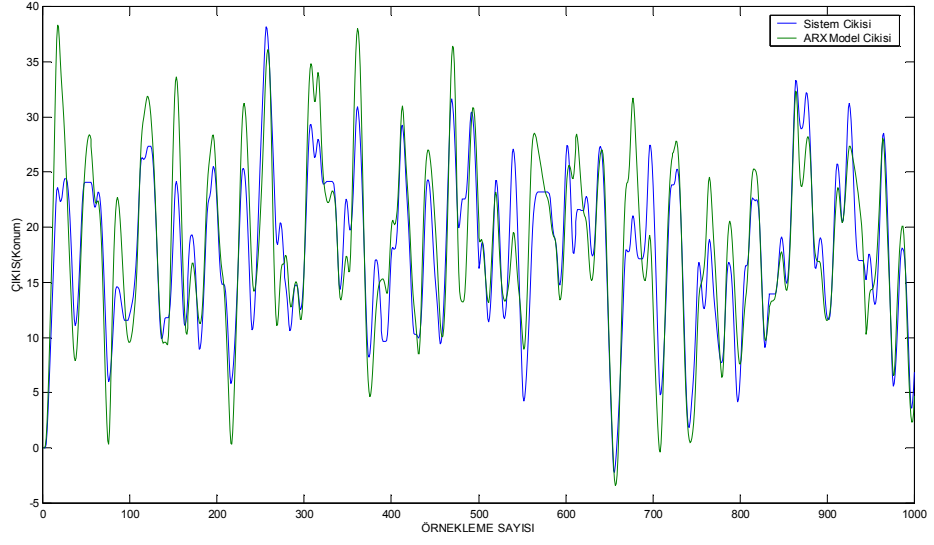
Şekil A.1 : ARX Model ve Sistem Çıkışı

Unutma Faktörünün 0,96 olması durumunda



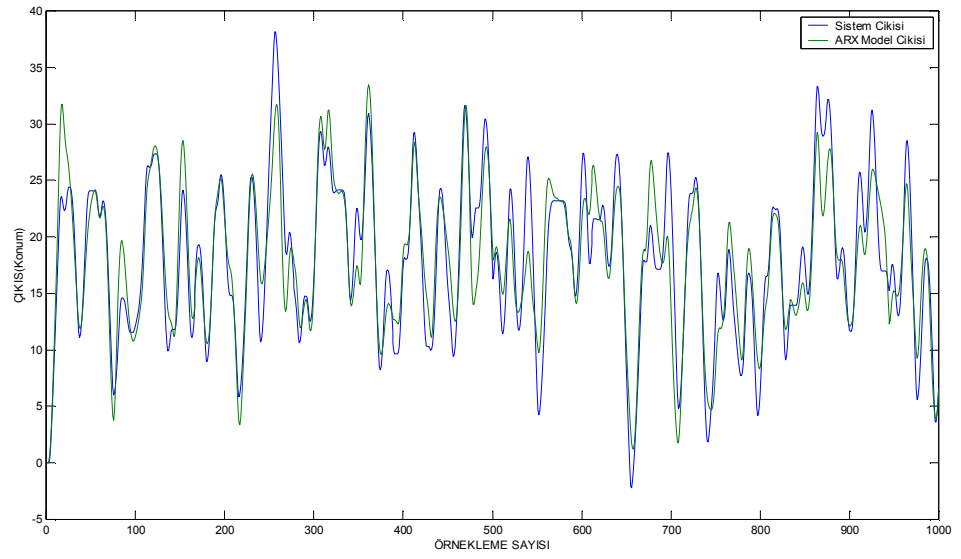
Şekil A.2 : ARX Model ve Sistem Çıkışı

Unutma Faktörünün 0,98 olması durumunda,



Şekil A.3 : ARX Model ve Sistem Çıkışı

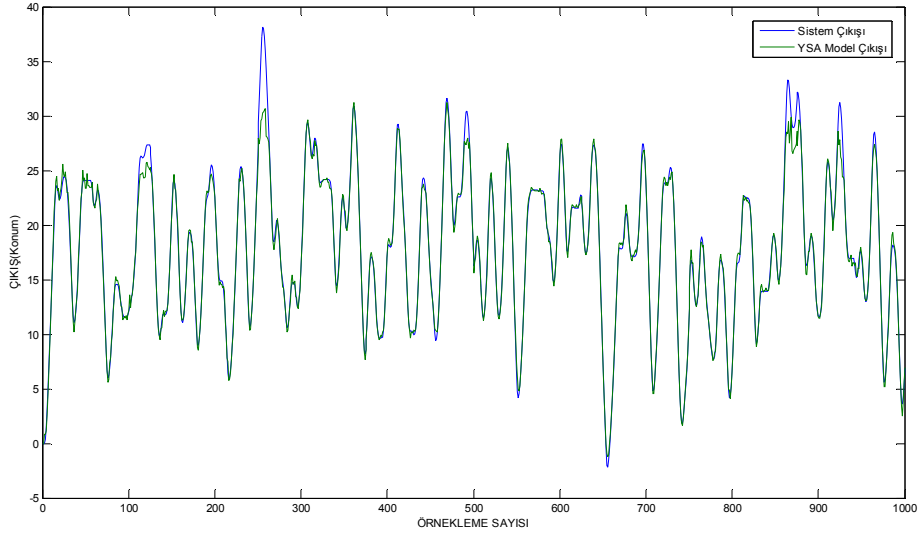
Unutma Faktörünün 1 olması durumunda,



Şekil A.4 : ARX Model ve Sistem Çıkışı

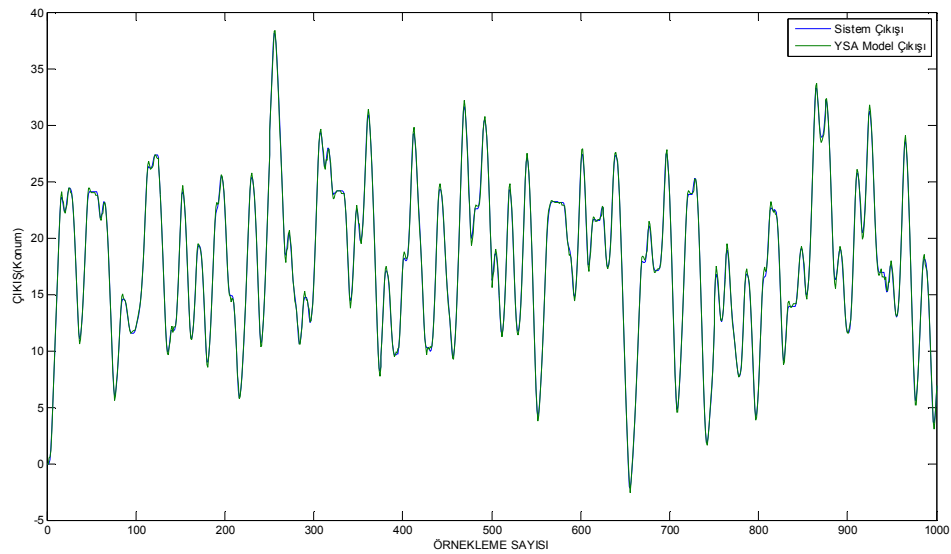
## EK A.2

YSA eğitilmesinde kullanılan fonksiyon Bayesian regulation backpropagation (trainbr) iterasyon sayısı 2000, gizli katman sayısındaki nöron sayısının 8 olması durumunda



Şekil A.5 : YSA Model ve Sistem Çıkışı

YSA eğitilmesinde kullanılan fonksiyon batch gradient descent (traingd) iterasyon sayısı 3000, gizli katman sayısındaki nöron sayısının 7 olması durumunda



Şekil A.6 : YSA Model ve Sistem Çıkışı



## **ÖZGEÇMİŞ**

**Ad Soyad:** Arif ÇELEBİ

**Doğum Yeri ve Tarihi:** Eskişehir – 11 / 07 /1983

**Adres:** Akarbaşı Mah. Şehit Zeynel Toköz Sok.21/5 Odunpazarı / Eskişehir

**Lisans Üniversite:** Yıldız Teknik Üniversitesi – Makina Mühendisliği

**Aldığı sertifika ve eğitimler:**

Elektrik İşleri Etüt İdaresi – Sanayi Enerji Yöneticisi – 2009

Elektrik İşleri Etüt İdaresi – Sanayi Eğitim-Etüt-Proje Sertifikası - 2009