

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Enerji Üre. ve Gemi Tah. Sıst.
Yapay Sın. Ağı Uyg.

YÜKSEK LİSANS TEZİ

A. Eylem Ersoy

2004

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
KÜTÜPHANE VE DOKÜMANTASYON
DAİRE BAŞKANLIĞI

Yer No (DDC): *R372-56*

Kayıt No : *2727*
Geldiği Yer : *Fen Bilim. East.*
Tarih : *19.10.05*
Fiyat : *4.15*
Fatura No :
Ayniyat No : *1/16*
Ek :

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

XI-83

ENERJİ ÜRETİMİ VE GEMİ TAHRİK SİSTEMLERİNDE
YAPAY SİNİR AĞI UYGULAMALARI

Gemi İnş. ve Gemi Mak.Müh. Alper Eylem ERSOY

FBE Gemi İnşaatı Mühendisliği Anabilim Dalında
Hazırlanan

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Tez Danışmanı : Doç.Dr. Uğur KESGİN

Doç. Dr. U. KESGİN U. Kesgin

Y. Doç. Dr. V. E. ÖMÜRLÜ

Doç. Dr. M. YILMAZ

İSTANBUL, 2004

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
SİMGE LİSTESİ.....	iv
KISALTMA LİSTESİ	v
ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
ÇİZELGE LİSTESİ	viii
ÖNSÖZ	ix
ÖZET	x
ABSTRACT.....	xi
1. GİRİŞ	1
1.1 Amaç	3
2. YAPAY SİNİR AĞLARI	5
2.1 Yapay Sinir Ağlarının Temelleri.....	5
2.2 Biyolojik Sinir Ağı Sistemi.....	5
2.3 Yapay Sinir Ağı	7
2.3.1 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri	7
2.3.1.1 Doğrusal Olmama	8
2.3.1.2 Öğrenme.....	8
2.3.1.3 Genelleme	8
2.3.1.4 Uyarlanabilirlik	8
2.3.1.5 Hata Toleransı	8
2.3.1.6 Donanım ve Hız	9
2.3.1.7 Analiz ve Tasarım Kolaylığı	9
2.3.2 Yapay Sinir Ağının Uygulama Alanları	9
2.3.2.1 Arıza Analizi ve Tespiti	9
2.3.2.2 Tıp Alanında	9
2.3.2.3 Savunma Sanayi.....	9
2.3.2.4 Haberleşme	10
2.3.2.5 Üretim	10
2.3.2.6 Otomasyon ve Kontrol.....	10
2.3.3 Yapay Hücre Modelleri.....	10
2.3.3.1 Tek Girdili Hücre Modeli	10
2.3.3.2 Çok Girdili Hücre Modeli	11
2.3.4 Aktivasyon (Transfer) Fonksiyonu	12
2.3.4.1 Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu (purelin).....	12
2.3.4.2 Logaritmik Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu (logsig)	12

2.3.4.3	Hiperbolik Tanjant Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu (tansig)	13
2.3.5	Sinir Ağı Yapısı	15
2.3.6	YSA'ların Yapılarına Göre Sınıflandırılması	17
2.3.6.1	İleri Beslemeli Ağlar	18
2.3.6.2	Geri Beslemeli Ağlar	18
2.3.7	YSA'ların Öğrenme Algoritmalarına Göre Sınıflandırılması.....	18
2.3.7.1	Danışmanlı Öğrenme (Supervised Learning)	19
2.3.7.2	Danışmansız Öğrenme (Unsupervised Learning)	19
2.3.7.3	Takviyeli öğrenme (Reinforcement learning).....	19
2.3.8	Öğrenme Kuralları	19
3.	ENERJİ ÜRETİMDE YAPAY SİNİR AĞI UYGULAMASI	23
3.1	Enerji Santrali	23
3.2	Enerji Santralinin Sinir Ağı Yapısı	26
3.3	Kullanılan Verilerin Belirlenmesi.....	26
3.4	Uygulama	27
3.4.1	Uygulama 1	28
3.4.2	Uygulama 2	29
3.4.3	Uygulama 3	30
3.5	Enerji Santralinin Uygulama Sonuçlarının Değerlendirilmesi	36
4.	DİSEL GEMİ MOTORUNDA YAPAY SİNİR AĞI UYGULAMASI	37
4.1	Gemi Diesel Motoru	37
4.2	Diesel Motorunun Sinir Ağı Yapısı	40
4.3	Kullanılan Verilerin Belirlenmesi.....	42
4.4	Uygulama	42
4.4.1	Uygulama 1	44
4.4.2	Uygulama 2	44
4.4.3	Uygulama 3	45
4.4.4	Değerlendirme.....	46
4.4.5	Uygulama 4	47
4.4.6	Uygulama 5	52
4.4.7	Uygulama 6	57
4.5	Gemi Diesel Motorunda Uygulanan Sonuçların Değerlendirilmesi	61
5.	SONUÇ	63
	KAYNAKLAR	65
	İNTERNET KAYNAKLARI	66
	EKLER.....	67
	Ek 1 Enerji Santrali Yapay Sinir Ağı Uygulamaları.....	68
	Ek 2 Gemi Diesel Motorunda Yapay Sinir Ağı	74
	ÖZGEÇMİŞ	83

SİMGE LİSTESİ

p	Girdi
w	Ağırlık
n	Net girdi
b	Bias değeri
a	Hücre çıkışı
W	Ağırlık matrisi
S	Sinir hücre sayısı
$p_{1...R}$	1 den R indisine kadar olan girdi
f	Aktivasyon fonksiyonu
H_n	Hessian matrisi
E_n	Performans fonksiyonu
w	Ağın ağırlığını
N	Eğitim kümesindeki toplam örüntü sayısını
e_j	Hata işaretini
C	Ağın çıkış katmanındaki bütün nöronları içeren kümeyi
$d_j(n)$	İstenen değer
$y_j(n)$	Sinir ağının çıkış değeri
μ	Marquardt parametresi
I	Birim matrisi
J	Jakobien matrisi
e	Ağ hataları vektörü
$g(n)$	Ağın gradyeni
E_i	i nci giriş verisinin hata değeri
σ	Standart sapma

KISALTMA LİSTESİ

YSA	Yapay Sinir Ağları	5
ART	Adaptive Resonance Theory	6
SOM	Self Organizing Map	10
GA	Genetik Algoritma	11
traindm	Momentum terimli geriye yayılım	12
traingda	Öğrenme oranı değişen geriye yayılım	13
trainrp	Esnek geriye yayılım	13
traincgf	Eşlenik gradyen öğrenme algoritması	15
traincgp	Eşlenik gradyen öğrenme algoritması	16
traincgb	Eşlenik gradyen öğrenme algoritması	17
trainscg	Eşlenik gradyen öğrenme algoritması	18
trainbfi	Newton öğrenme algoritması	21
trainoss	Newton öğrenme algoritması	21
trainlm	Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması	23
GT	Gaz türbini	25
HRSG	Eş basınçlı yeniden elde edilebilir ısı buhar jeneratörü	27
ST	Buhar türbini	29
DH	Ayrık ısı	30
ACC	Hava soğutmalı kondenser	31
GEN	Jeneratör	31
DCS	Kontrol sistemi	31
UPS	Kesintisiz güç kaynağı	34
Rpm	Dakikadaki devir sayısı	34
Yük	Yüksek	34
Alç	Alçak	35
mse	Ortalama karesel hata	35
logsig	Logaritmik-sigmoid aktivasyon fonksiyonu	38
tansig	Hiperbolik tanjant sigmoid aktivasyon fonksiyonu	38
purelin	Doğrusal aktivasyon fonksiyonu	41
KOKH	Ortalama karesel hatanın karekökü	42
P	Doğrusal aktivasyon fonksiyonu	45
L	Logaritmik-sigmoid aktivasyon fonksiyonu	46
OKH	Ortalama Karesel Hata	47
ANN	Artificial Neural Networks	49
Ort	Ortalama	50
Egz	Egzoz	50
Sıc	Sıcaklık	51
A8	A grubu 8 no'lu silindir	51
Me	Ortalama egzoz	52
°C	Celsius	54
m/s	metre/saniye	54
mm	Milimetre	55

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Sinir sisteminin blok gösterimi [1]	5
Şekil 2.2 Biyolojik sinir hücresi ve bileşenleri [1]	6
Şekil 2.3 Tek girdili sinir hücresi [2]	10
Şekil 2.4 Çok girdili hücre modeli [2]	11
Şekil 2.5 Doğrusal aktivasyon fonksiyonu	12
Şekil 2.6 Logaritmik sigmoid aktivasyon fonksiyonu	13
Şekil 2.7 Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu	13
Şekil 2.9 YSA hücre modeli (Anderson, D., Mcneill, G., 1992)	15
Şekil 2.10 Tek katmanlı sinir ağı [2]	16
Şekil 2.11 Kısaltılmış tek katmanlı sinir ağı [2]	17
Şekil 2.12 Çok katmanlı sinir ağı yapısı [2]	18
Şekil 3.1 Enerji santrali	23
Şekil 3.2 Gaz türbini	24
Şekil 3.3 Buhar türbini	25
Şekil 3.4 Enerji santrali (Kesgin, U., ve Heperkan, H. 2004)	25
Şekil 3.5 Enerji santrali giriş ve çıkış parametrelerinin gösterimi	27
Şekil 3.6 Enerji santralinin YSA uygulama 1 sonuçlarının karşılaştırılması	29
Şekil 3.7 Enerji santralinin YSA uygulama 2 sonuçlarının karşılaştırılması	30
Şekil 3.8 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	33
Şekil 3.9 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	33
Şekil 3.10 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	33
Şekil 3.11 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	34
Şekil 3.12 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	34
Şekil 3.13 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	34
Şekil 3.14 Enerji santrali YSA modellerinin eğitim sonuçlarının karşılaştırılması	35
Şekil 3.15 Enerji santrali YSA modellerinin test sonuçlarının karşılaştırılması	35
Şekil 4.1 Diesel motor	38
Şekil 4.2 Diesel motor	38
Şekil 4.3 Diesel motorunun YSA yapısı	41
Şekil 4.4 Diesel motor giriş çıkış parametrelerinin gösterimi	42
Şekil 4.5 Diesel motorunun YSA uygulama 1 sonuçlarının karşılaştırılması	45
Şekil 4.6 Diesel motorunun YSA uygulama 2 sonuçlarının karşılaştırılması	46
Şekil 4.7 Diesel motorunun YSA uygulama 3 sonuçlarının karşılaştırılması	47
Şekil 4.8 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	49
Şekil 4.9 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	50
Şekil 4.10 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	50
Şekil 4.11 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	51
Şekil 4.12 Diesel motor YSA modellerinin eğitim sonuçlarının karşılaştırılması	51
Şekil 4.13 Diesel motor YSA modellerinin test sonuçlarının karşılaştırılması	52
Şekil 4.14 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	54
Şekil 4.15 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	54
Şekil 4.16 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	55
Şekil 4.17 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	55
Şekil 4.18 Diesel motor YSA modellerinin eğitim sonuçlarının karşılaştırılması	56
Şekil 4.19 Diesel motor YSA modellerinin test sonuçlarının karşılaştırılması	56
Şekil 4.20 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	58
Şekil 4.21 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	58

Şekil 4.22 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	59
Şekil 4.23 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması	59
Şekil 4.24 Diesel motor YSA modellerinin eğitim sonuçlarının karşılaştırılması	60
Şekil 4.25 Diesel motor YSA modellerinin test sonuçlarının karşılaştırılması	60
Şekil Ek 1.1 Enerji santralinde giriş çıkış parametrelerinin gösterimi	68
Şekil Ek 1.2 Enerji santralinin 10-38-4 YSA yapısı (Uygulama 1).....	72
Şekil Ek 1.3 Enerji santralinin 10-47-33-1 YSA yapısı (Uygulama 2)	72
Şekil Ek 1.4 Enerji santralinin 10-22-4-1-1 YSA yapısı (Uygulama 3).....	73
Şekil Ek 2.1 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri	74
Şekil Ek 2.2 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri	74
Şekil Ek 2.3 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri	75
Şekil Ek 2.4 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri	75
Şekil Ek 2.5 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri	75
Şekil Ek 2.6 Diesel motorunun 8-34-30-1 a8 YSA yapısı.....	79
Şekil Ek 2.7 Diesel motorunun 8-36-32-1 me YSA yapısı.....	79
Şekil Ek 2.8 Diesel motorunun 8-36-32-2 a8me YSA yapısı.....	79
Şekil Ek 2.9 Diesel motorunun 6-8-2-1-1 YSA yapısı	80
Şekil Ek 2.10 Diesel motorunun 3-4-2-1-1 YSA yapısı	80
Şekil Ek 2.11 Diesel motorunun 3-10-2-1-1 YSA yapısı	81
Şekil Ek 2.12 Diesel motorun YSA uygulama 1 test sonuçlarının karşılaştırılması	81
Şekil Ek 2.13 Diesel motorun YSA uygulama 2 test sonuçlarının karşılaştırılması	82
Şekil Ek 2.14 Diesel motorun YSA uygulama 3 test sonuçlarının karşılaştırılması	82

ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge 2.1 Biyolojik sinir sistemi ile yapay sinir ağı arasındaki benzerlikler [1]	7
Çizelge 2.2 Aktivasyon (Transfer) fonksiyonları	14
Çizelge 3.1 Enerji santralinin YSA uygulama 3 sonuçları	32
Çizelge 4.1 Diesel motorun özellikleri	37
Çizelge 4.2 Diesel motorunun YSA uygulama 4 sonuçları (Dolgu havası basıncı)	49
Çizelge 4.3 Diesel motorunun YSA uygulama 5 sonuçları (Ortalama egzoz sıcaklığı)	53
Çizelge 4.4 Diesel motorunun YSA uygulama 6 sonuçları (Dolgu havası sıcaklığı)	57
Çizelge Ek 1.1 Enerji santralinin YSA uygulaması 1 sonuçları	69
Çizelge Ek 1.2 Enerji santralinin YSA uygulaması 2 sonuçları	71
Çizelge Ek 2.1 Diesel motorunun YSA uygulama 1 sonuçları (A8 egz. sic)	76
Çizelge Ek 2.2 Diesel motorunun YSA uygulama 2 sonuçları (Ort. egz.sic)	77
Çizelge Ek 2.3 Diesel motorunun YSA uygulama 3 sonuçları (A8 egz. sic. ve Ort. egz. sic)	78

ÖNSÖZ

Günümüzde değişen ve devamlı olarak gelişen teknolojinin artık kullanılıyor ya da takip ediliyor olması yeterli değildir. Teknolojiye yön veren ve kendi teknolojisini geliştiren toplumlar, üretici firmalar çağımızdaki rekabet ortamında ayakta kalabilme ve varlığını idame ettirebilme başarısını göstereceklerdir.

Bilgisayarlar ufak bir çocuktan profesör kademesindeki öğretim elemanına kadar çok geniş bir kullanıcı kitlesi tarafından farklı alanlarda ve amaçlar için kullanılmakta insan yaratıcılığını ve zekasını zorlamaktadırlar.

Bu çalışmayı hazırlarken, denizci olmamın bir gereği olarak çoğu zaman danışmanım Doç.Dr. Uğur KESGİN'e telefonla ve internet yoluyla ulaşmak zorunda kaldım, hatta uzun süre kendisiyle görüşemediğim zamanlar oldu. Bu durumlarda kendisi beni arayarak çalışmama devam etmem hususunda beni defalarca cesaretlendirdi. Bana destek vermeyi sürdürmesinden ve bu çalışmamı bitirmem yönündeki katkılarından dolayı kendisine minnettarım.

Gemide çalışmanın zorlukları ile bir yandan uğraşırken yüksek lisans programına kabul edilip kaydımı yaptırmama karşın, programa devam edebilmem için hafta içi bir gün okula gelmem ve dersleri takip edebilmem gerekiyordu. Seyir yapmadığımız her hafta, dersleri takip edebilmem için beni Yıldız Teknik Üniversitesi'ne gönderen ve bir an olsun desteğini benden esirgemeyen değerli büyüklerim Dz.Kd.Yzb. Günkut ERNEK'e ve Dz.Yzb. Güngör SARI'ya da teşekkürü borç bilirim.

Umudumu yitirdiğim her an yanımda olan, uzakta olsam da desteğini her zaman yanımda hissettiğim sevgili aileme; şükranlarımı sunuyorum.

Son olarak, bana yardımlarını esirgemeyen değerli dostum Emre KARAER ile tüm arkadaşlarıma ve yapay sinir ağı yöntemini uygulayabilmem için çok değerli zamanlarını aldığım değerli büyüklerime de teşekkür ederim.

ÖZET

Yapay sinir ağı, basit olarak insan beyninin sinir sistemini temel alan bir yapıdır. Yapay sinir ağı genellikle sistem hakkında problemi çözebilmek ve sonunda karar verebilmek için bazı bilgileri kullanırlar. YSA giriş ve çıktılar arasında çalışırlar.

Bu tezde enerji santrali ve gemi Diesel motorunda yapay sinir ağı uygulamaları incelenmiştir. İlk olarak üç gaz türbini ve bir de buhar türbininden oluşan enerji santralinde santralden ölçülen ortam sıcaklığı, bağıl nem, dış ortam basıncı, rüzgar yönü ve hızı, ayrık ısıtma gücü, gaz türbinleri için doğal gaz tüketimleri ile atık ısı kazanındaki yakıcının doğal gaz tüketimi değerlerini (10 giriş parametresi olarak) alarak enerji santralinin YSA modelleri ile toplam gücü tahmin edilmiştir. İkinci çalışma gemi Diesel motorunun YSA modelidir. Diesel motor çalışmasında dolgu havası basıncı, ortalama egzoz sıcaklığı, dolgu havası sıcaklığı YSA modelleri ile tahmin edilmiştir.

Enerji santralinin ve gemi Diesel motorunun YSA modellerinin uygulanmasında her iki çalışmada da gerçek değerlerle karşılaştırıldığında hassas tahminler elde edilmiştir.

Anahtar kelimeler: Yapay sinir ağı, enerji santrali, gemi Diesel motoru.

Keywords: Artificial neural network, cogeneration power plant, ship diesel engine.

ABSTRACT

Artificial Neural Networks are relatively crude models based on the neural structure of the human brain. Artificial neural network generally uses some information about the system to solve the problems and at least making the decisions. ANN works between inputs and outputs information.

In this thesis, the applications of artificial neural network for cogeneration power plant and marine diesel engine is performed. Firstly, a cogeneration power plant with three gas turbines, one steam turbine is modelled. Using ambient temperature, relative humidity, barometric pressure, wind direction and velocity, heat demand for district heating, gas consumption for gas turbines and for duct burner in the heat recovery steam generator (ten parameters) measured data from the plant. Total power plant is predicted using the ANN model of the cogeneration power plant. Secondly, marine diesel engine ANN model is performed. In diesel engine studies, charge air pressure, mean exhaust and charge air temperature predicted using the ANN model.

Both studies applied to the cogeneration power plant and to the marine diesel engine give very accurate results compared to the measured data.

Keywords: Artificial neural network, cogeneration power plant, ship diesel engine.

1. GİRİŞ

Yapay Zeka, insanın düşünme yapısını anlamak için daha doğrusu insanın düşünme yapısını örnek alarak günümüz bilgisayarlarının insan beyni gibi benzer şekilde davranmasını sağlamak için yapılan çalışmalardır. Yapay zeka çoğunlukla insanın düşünme yeteneğini, beynin çalışma modelini veya doğanın biyolojik evrimini modellemeye çalışan yöntemlerden oluşur.

Yapay zeka yöntemlerinin başlıcalarını uzman sistemler, bulanık mantık, yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar oluşturur. Uzman sistemler kısaca bir kural tabanlı sistem olarak nitelendirilebilir. Burada oluşturulan kurallar bir uzmanın görüşü veya tecrübesine dayandırılarak oluşturulur. Oluşturulan bu kurallardan, insanın neden-sonuç ilişkisine bağlı olarak bir sonuca varması gibi mantıksal işlemler sonucunda bir çıkarım yapılır. Bulanık mantık da bir kural tabanlı sistem olarak düşünülebilir. Fakat burada nitelendirmeler, uzman sistemlerden farklı olarak kesin değildir. Bir insanın günlük hayatta yaptığı nitelendirmelerin büyük çoğunluğu da kesin değildir. Bulanık mantık bu şekilde kural tabanının günlük hayatta kullanılan kesin olamayan kelimelerle oluşturulmasına imkan sağlar. Beynin öğrenme kapasitesi, nöronlar ve bunların birbiri ile olan bağlantısına bağlıdır. Yapay sinir ağları, adından da anlaşılacağı gibi, beynin çok basit bir nöron modelinin benzetimidir. Bu şekilde elde edilen ağ ile öğrenme olayı gerçekleşir. Genetik algoritma ise, doğanın kullanmış olduğu biyolojik evrim modelini benzeterek çözüm arayan bir optimal arama algoritmasıdır. (Tektaş, M., Akbaş, A., Topuz)

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin nöronlardan oluşan yapısını ve öğrenme yöntemlerini inceler. 19.yüzyıldaki psikolog ve nöropsikologların insan beynini anlamaya çalışmaları YSA'ların temelini oluşturur. Fakat bu konulardaki ilk modern çalışmalar 1940' lı yıllarda bir nörobiyolojist olan Warren McCulloch ve bir istatistikçi olan Walter Pitts ile başlar. Bu araştırmacıların önerisi herhangi bir hesaplanabilir fonksiyonun, sinir hücrelerinden oluşan ağlarla hesaplanabileceğini ve mantıksal 've' ve 'veya' işlemlerinin gerçekleştirilebileceğini göstermişlerdir. (Saraç, T., 2004)

McCulloch ve Pitts'i, 1949 yılında yapay hücrelerden oluşan yapay sinir ağı için biyolojik sinir hücrelerinin benzeri bir basit öğrenme mekanizmasını öneren Donald Hebb izlemiştir. Hebb, sinir hücreleri arasındaki bağlantıların şiddetlerini değiştirmek için basit bir kural geliştirmiştir. (Saraç, T., 2004), [2] Bu öğrenme kuralı bir çok öğrenme kuralının temelini oluşturmuştur.

1950'li yıllarda yapay sinir ağlarının ilk pratik uygulamaları ortaya çıkmaya başlamıştır. [2] Bronx Yüksek Bilim Okulu'ndan Frank Rosenblatt ve meslektaşları öğrenmenin ve zekanın herhangi bir özelliğinin simülasyonunda bilgisayarların aktif olarak nasıl kullanılabileceğini, 1956 yılında düzenlemiş oldukları ilk yapay zeka konferansında tartışmışlardır. [1] 1958 yılında Rosenblatt tarafından perceptron (algılayıcı) ağı geliştirilmiş ve örneklerle ağı tanıma yeteneği kanıtlanmıştır. [2]

1959 da eş zamanlı olarak Stanford üniversitesinden Bernard Widrow ve Ted Hoff da basit nöron benzeri elemanlara dayanan ve "adaline" (Adaptive Linear Neuron) olarak adlandırılan bir adaptif doğrusal elemanı geliştirmiştir. Adaline modeli, Rosenblatt tarafından geliştirilen perceptron ağına benzer bir modeli olup sadece öğrenme algoritması daha gelişmiştir. Adaline ve iki tabakalı biçimi olan "madaline" (Multiple Adaline); ses tanıma, karakter tanıma, hava tahmini ve adaptif kontrol gibi çok çeşitli uygulamalar için kullanılmıştır. Daha sonraları adaline, ayrık bir çıkış yerine sürekli bir çıkış üretmek için geliştirilmiştir. Widrow, telefon hatları üzerindeki ekoları elimine etmeye yarayan adaptif filtreleri geliştirmede, adaptif doğrusal eleman algoritmasını kullanmıştır. Bununla ilk defa YSA'ları gerçek bir probleme uygulanmıştır [1]

Marvin Minsky ve Seymour Papert, 1969 yılında yayınlanan Perceptrons adlı kitaplarında, YSA'larının bazı basit problemleri çözemeyeceğini göstermiş, aynı kısırlığın çok katmanlı YSA'larında da beklenilmesi gerektiğini söylemişlerdir. Her ne kadar Frank Rosenblatt ve Bernard Widrow YSA yapılarını geliştirmeye çalışsalar da geliştirdikleri öğrenme algoritmaları karmaşık yapılara çözüm üretmekte başarılı olamamıştır. Bu durum, bir çok araştırmacının bu alanda çalışmaktan vazgeçmesine sebebiyet vermiştir. [1], [2] Öyle ki Amerika Birleşik Devleti araştırma enstitüsü YSA çalışmalarına destek vermeyi durdurmuştur. Sadece birkaç bilim adamı YSA ile çalışmalarını sürdürmeye devam etmiştir.

1970'li yılların başında önemli bir çalışma ortaya çıkmamıştır.[2] Helsinki Teknik Üniversitesi'nden Teuvo Kohonen 1972'lerin ilk yıllarında adaptif öğrenme ve birleşik hafızalar üzerine temel çalışmalar yapmış ve bu çalışmaları ile danışmansız öğrenme metodlarının gelişmesine ışık tutmuştur.[1]

YSA konusunda çalışmaya devam eden Grossberg YSA modellerini yapılandırmak için nörolojik verinin kullanılması, algı ve hafıza için YSA tabanlı mekanizmaların önerilmesi, belirgin eşitliklerle bütünleşen bir sinaptik model için bir ilişkilendirici kural üzerinde çalışmıştır. [1] 1976 yıllarında kendi kendine öğrenen sinir ağı yapısının geliştirilmesi

çalışmalarında oldukça etkin bir rol oynamıştır.

Yapay sinir ağlarının bu tarihten sonra tekrar popülaritesini kazanması iki yaklaşıma bağlıdır. Bunların ilki; 1982 yılında moleküller biyolojiden beyin kuramcılığına geçiş yapan fizikçi John Hopfield tarafından sunulmuştur. [1], [2] Hopfield ağı geri dönüşümlü bir ağ yapısı olup bir nöronun matematiksel basitleştirilmiş halinin nasıl büyük sinir ağlarının davranış analizlerine izin verdiğini açıklamaktadır. [1] Kendi adıyla anılan bir ağ yapısı mevcuttur ve bir çok alana uygulanmıştır.

İkinci gelişme ise 1980'li yıllarda birçok araştırmacı tarafından eş zamanlı olarak çok katmanlı perceptron (algılayıcı) ağları için geriye yayılım algoritması yaklaşımının sunulmasıdır. Bu konuda en çok yayını yapan David Rumelhart ve James McClelland tarafından 1986 yılında çok katmanlı algılayıcı geriye yayılım algoritması geliştirilmiştir. Öyle ki Marvin Minsky ve Seymour Papert'in 1960 yıllarında YSA'larını kritik ettikleri hususları geliştirdikleri model ile cevaplamışlar ve kanıtlamışlardır. [2]

Bundan sonra yapay sinir ağları tekrar güçlenmiş ve 1987 yılında yapılan ilk yapay sinir ağları sempozyumundan sonra YSA uygulamaları yaygınlaşmıştır. Günümüzde, YSA'larla ilgili araştırmalar yapan çok sayıda bilim adamı ve araştırma grupları vardır. Farklı bilim ve ilgi alanlarında çalışan birçok araştırmacı, birçok yeni gelişmeleri sunmaya devam etmektedir.

Kısaca YSA'larının tarihsel gelişimi sunulmuştur. Bununla birlikte günümüzde YSA modelleri, mühendislik uygulama alanlarında, sistemin analiz edilmesi ve tahminde bulunulmasında kullanılmaktadır. YSA ile motor işletme parametrelerine ve emisyonlarına bağlı olarak motor optimizasyonu yapılmaktadır. [Yuanwang, 2002; Krijnsen, 2001; Duran, 2001; De Lucas, 2001] YSA modelleri kara kutu gibi çalışırlar. Sistem hakkında ayrıntılı bilgiye ihtiyaç duymazlar, bunun yerine giriş parametreleri ile daha önceden çalışılmış, kaydedilmiş kontrol edilebilir veya kontrol edilemeyen değişken verileri arasında bağlantı kurarlar. YSA'larının diğer bir avantajı ise birçok giriş parametresi olan büyük ve karmaşık sistemleri çözebilme yeteneğidir. [Kalogirou, 1999]

1.1 Amaç

Bu çalışmanın amacı enerji üretimi yapan bir enerji santrali ile gemi tahrik sisteminde kullanılan bir Diesel motorunun yapay sinir ağı uygulamalarını gerçekleştirmektir.

Bu amaçtan yola çıkarak, enerji santralinin toplam çıkış gücünün, Diesel motorunun ise dolgu havası basıncı, ortalama egzoz sıcaklığı ve dolgu havası sıcaklığının ayrı olarak tahmin

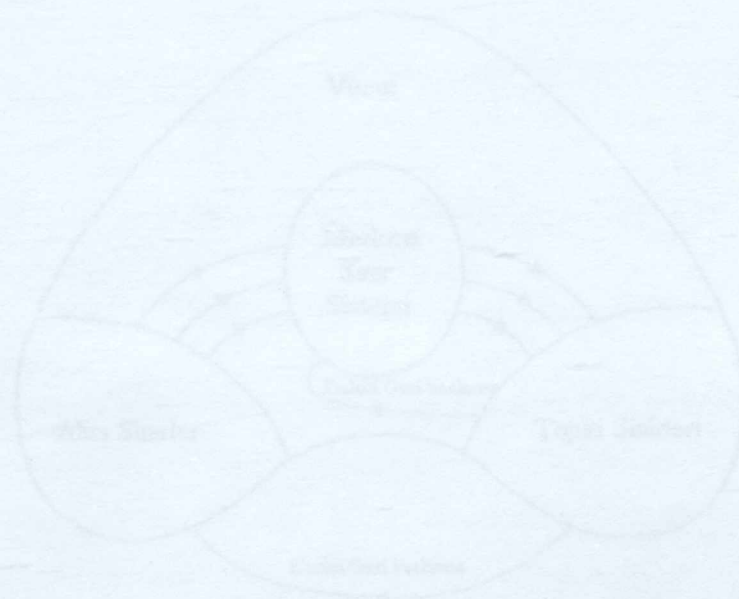
edilmesi hedeflenmiştir.

Her iki uygulama alanında da çok katmanlı ileri beslemeli geriye yayılım algoritması, yapay sinir ağı modeli kullanılarak en uygun ve düşük hata ile çalışan modeller tespit edilmeye çalışılmış ve tahminler yapılarak karşılaştırılmıştır. Söz konusu yapay sinir ağı çalışmaları, Matlab 6.5 Yapay sinir ağı kutusu kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Burada öncelikle yapay sinir ağlarının özelliklerini ve uygulama alanları incelenmiştir. Bu incelemenin ardından diğer bölümlerde enerji santrali ve Diesel motoru özellikleri ile uygulamalar ayrıntılı olarak anlatılacaktır.

2.2 Biyolojik Sinir Ağı Sistemi

Biyolojik sinir ağı sistemi; merkezi ve çevresel olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar ile beyin (merkezi sinir ağı) bulunduğu 3 katmanlı bir sistem olarak açıklanır. Alıcı sinirler (receptor) organlara kıvrımdan ya da dış uyaranlardan alılan bilgileri beyne bilgi aktarıcı olarak iletilir. Tepki sinirleri (effector) ise, beyin tarafından elektriksel bir sinyal iletilen uygun tepkilere dönüşür. Şekil 2.1 de bir sinir sisteminin blok şeması verilmektedir. [1]



Şekil 2.1 Sinir sisteminin blok şeması [1]

2. YAPAY SINİR AĞLARI

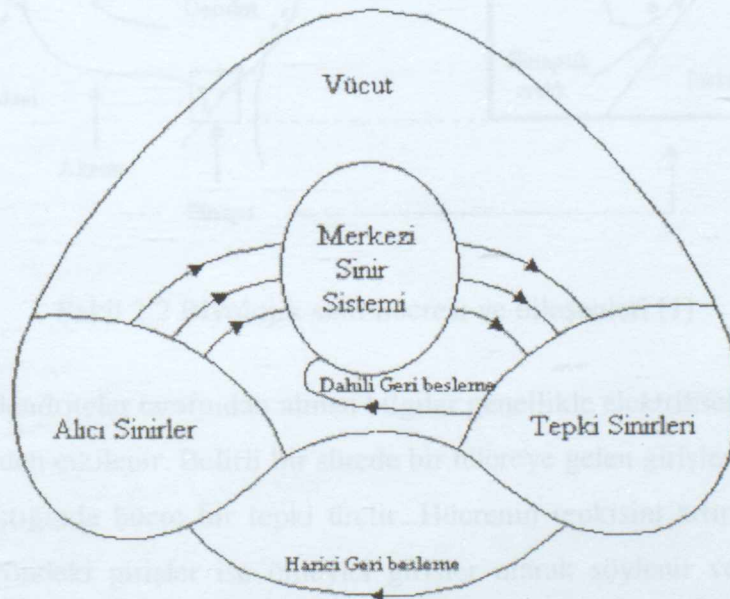
2.1 Yapay Sinir Ağlarının Temelleri

Yapay sinir ağı isminden de anlaşılacağı üzere insan vücudunun sinir ağı sisteminden yani insan beyninin bilgi işleme yapısından esinlenerek ortaya çıkarılmıştır. Beynimizin düşünme, hatırlama ve problem çözme özelliklerinden örnek alınarak geliştirilmiştir.

Herhangi bir olay yada problem hakkındaki girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi, doğrusal olsun veya olmasın, elde bulunan mevcut örneklerden öğrenerek daha önce hiç görülmemiş olayları, önceki örneklerden çağrışım yaparak ilgili olaya çözümler üretebilmesi yapay sinir ağlarının en temel olan öğrenebilme özelliğini gösterir. İşte aynı insan beyni gibi yapay sinir ağları da çocukluk evresinden olgunluk yaşına kadar geçen süre içinde aile terbiyesi, alınan eğitim, öğretim, tecrübeler gibi girdiler sayesinde karar verir ve karar verme şeklini öğrenir.

2.2 Biyolojik Sinir Ağı Sistemi

Biyolojik sinir ağı sistemi; merkezinde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin (merkezi sinir ağı) bulunduğu 3 katmanlı bir sistem olarak açıklanır. Alıcı sinirler (receptor) organizma içerisinden ya da dış ortamlardan algıladıkları uyarıları, beyne bilgi ileten elektriksel sinyallere dönüştürür. Tepki sinirleri (effector) ise, beynin ürettiği elektriksel darbeleri organizma çıktısı olarak uygun tepkilere dönüştürür. Şekil 2.1 de bir sinir sisteminin blok gösterimi verilmiştir.[1]

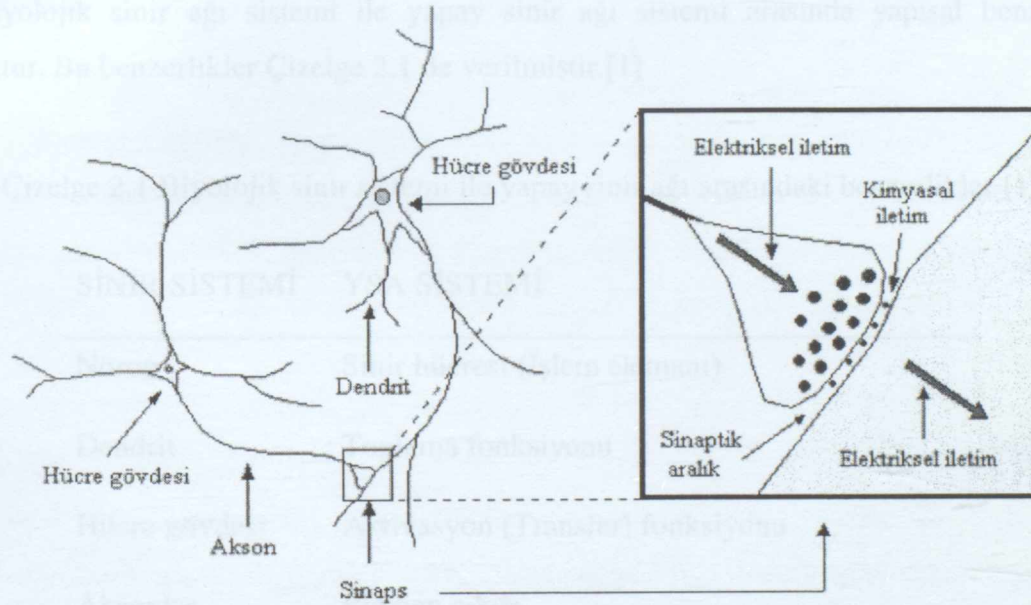


Şekil 2.1 Sinir sisteminin blok gösterimi [1]

Merkezi sinir ağında bilgiler, alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yönünde değerlendirilerek uygun tepkiler üretilir. Bu yönüyle biyolojik sinir sistemi, kapalı çevrim denetim sisteminin karakteristiklerini taşır. Merkezi sinir sisteminin temel işlem elemanı, sinir hücresidir (nöron) ve insan beyinde yaklaşık 10 milyar sinir hücresi olduğu tahmin edilmektedir.[1]

Sinir hücresi; hücre gövdesi, dendritler (sinir hücresine giden ince lifler) ve aksonlar (sinir hücresinden uyarı götüren sinirler) olmak üzere 3 bileşenden meydana gelir. Dendritler, diğer hücrelerden aldığı bilgileri hücre gövdesine bir ağaç yapısı şeklinde ince yollarla iletir. Aksonlar ise elektriksel darbeler şeklindeki bilgiyi hücreden dışarı taşıyan daha uzun bir yoldur. Aksonların bitimi, ince yollara ayrılabilir ve bu yollar, diğer hücreler için dendritleri oluşturur. Şekil 2.2 de görüldüğü gibi akson-dendrite bağlantı elemanı sinaps olarak söylenir.

[1]



Şekil 2.2 Biyolojik sinir hücresi ve bileşenleri [1]

Sinapse gelen ve dendritler tarafından alınan bilgiler genellikle elektriksel darbelerdir ancak, kimyasal ileticilerden etkilenir. Belirli bir sürede bir hücreye gelen girişlerin değeri, belirli bir eşik değerine ulaştığında hücre bir tepki üretir. Hücrenin tepkisini artırıcı yöndeki girişler uyarıcı, azaltıcı yöndeki girişler ise önleyici girişler olarak söylenir ve bu etkiyi sinapse belirler. İnsan beyininin 10 milyar sinir hücresinden ve 60 trilyon sinapse bağlantısından oluştuğu düşünülürse son derece karmaşık ve etkin bir yapı olduğu anlaşılır. Diğer taraftan bir

sinir hücresinin tepki hızı, günümüz bilgisayarlarına göre oldukça yavaş olmakla birlikte duyuşal bilgileri son derecede hızlı değerdendirebilmektedir. Bu nedenle insan beyni; öğrenme, birleřtirme, uyarlama ve genelleřtirme yeteneđi nedeniyle son derece karmařık, dođrusal olmayan ve paralel dađılmış bir bilgi iřleme sistemi olarak tanımlanabilir.[1]

2.3 Yapay Sinir Ađı

Beynin üstün özelliklerinden etkilenerek geliřtirilen YSA, beynin bir iřlevi yerine getirme yöntemini modellemek için tasarlanan bir sistem olarak tanımlanabilir. YSA, yapay sinir hücrelerinin birbirleri ile çeřitli řekillerde bađlanmasıdan oluřur ve genellikle katmanlar řeklinde düzenlenir. Donanım olarak elektronik devrelerle yada bilgisayarlarda yazılım olarak geręeklenebilir. Beynin bilgi iřleme yöntemine uygun olarak YSA, bir öğrenme sürecinden sonra bilgiyi toplama, hücreler arasındaki bađlantı ađırlıkları ile bu bilgiyi saklama ve genelleme yeteneđine sahip paralel dađılmış bir iřlemcidir. Öğrenme süreci, arzu edilen amaca ulařmak için YSA ađırlıklarının yenilenmesini sađlayan öğrenme algoritmalarını ihtiva eder. Biyolojik sinir ađı sistemi ile yapay sinir ađı sistemi arasında yapısal benzerlikler mevcuttur. Bu benzerlikler Çizelge 2.1 de verilmiřtir.[1]

Çizelge 2.1 Biyolojik sinir sistemi ile yapay sinir ađı arasındaki benzerlikler [1]

SİNİR SİSTEMİ	YSA SİSTEMİ
Nöron	Sinir hücresi (İřlem elemanı)
Dendrit	Toplama fonksiyonu
Hücre gövdesi	Aktivasyon (Transfer) fonksiyonu
Aksonlar	Eleman çıkıřı
Sinapslar	Ađırlıklar

2.3.1 Yapay Sinir Ađlarının Özellikleri

YSA' nın hesaplama ve bilgi iřleme gücünü, paralel dađılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yeteneđinden aldıđı söylenebilir. Genelleme, eğitim yada öğrenme sürecinde karřılařılmayan giriřler için de YSA' nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu üstün

özellikleri, YSA' nın karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir. [1]

2.3.1.1 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 araçlardan olmuştur. [1]

2.3.1.2 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. [1]

2.3.1.3 Genelleme

YSA, ilgilendiği problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de arzu edilen tepkiyi üretebilir. Örneğin, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, bozuk karakter girişlerinde de doğru karakterleri verebilir yada bir sistemin eğitilmiş YSA modeli, eğitim sürecinde verilmeyen giriş sinyalleri için de sistemle aynı davranışı gösterebilir. [1]

2.3.1.4 Uyarlanabilirlik

YSA, ilgilendiği problemdeki değişikliklere göre ağırlıklarını ayarlar. Yani, belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen YSA, problemdeki değişimlere göre tekrar eğitilebilir, değişimler devamlı ise gerçek zamanda da eğitime devam edilebilir. Bu özelliği ile YSA, uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanılama ve denetim gibi alanlarda etkin olarak kullanılır. [1]

2.3.1.5 Hata Toleransı

YSA, çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde bağlanmasından oluştuğundan paralel dağılmış bir yapıya sahiptir ve ağına sahip olduğu bilgi, ağıdaki bütün bağlantılar üzerine dağılmış durumdadır. Bu nedenle, eğitilmiş bir YSA' nın bazı bağlantılarının hatta bazı hücrelerinin etkisiz hale gelmesi, ağına doğru bilgi üretmesini önemli ölçüde etkilemez. Bu nedenle,

geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri son derece yüksektir.[1]

2.3.1.6 Donanım ve Hız

YSA, paralel yapısı nedeniyle büyük ölçekli entegre devre teknolojisi ile gerçekleştirilebilir. Bu özellik, YSA' nın hızlı bilgi işleme yeteneğini artırır ve gerçek zamanlı uygulamalarda arzu edilir. [1]

2.3.1.7 Analiz ve Tasarım Kolaylığı

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 oluşacaktır. Bu nedenle, farklı uygulama alanlarında kullanılan YSA' ları benzer öğrenme algoritmalarını ve teorilerini paylaşabilirler. Bu özellik, problemlerin YSA ile çözümünde önemli bir kolaylık getirecektir.[1]

2.3.2 Yapay Sinir Ağının Uygulama Alanları

Son yıllarda YSA' ları, özellikle günümüze kadar çözümü güç ve karmaşık olan yada ekonomik olmayan çok farklı alanlardaki problemlerin çözümüne uygulanmış ve genellikle başarılı sonuçlar alınabilmektedir. YSA' ları çok farklı alanlara uygulanabildiğinden bütün uygulama alanlarını burada sıralamak zor olmakla birlikte genel bir sınıflandırma ile YSA' nın uygulama alanları aşağıdaki gibi sıralanabilir. [1]

2.3.2.1 Arıza Analizi ve Tespiti

Bir sistemin, cihazın yada elemanın düzenli (doğru) çalışma şeklini öğrenen bir YSA yardımıyla bu sistemlerde meydana gelebilecek arızaların tanımlanma olanağı vardır. Bu amaçla YSA; elektrik motorlarının, uçakların yada bileşenlerinin, entegre devrelerin v.s. arıza analizinde kullanılmıştır. [1]

2.3.2.2 Tıp Alanında

Tıbbi sinyallerin analizi, kanserli hücrelerin analizi, protez tasarımı, transplantasyon zamanlarının optimizasyonu ve hastanelerde giderlerin optimizasyonu v.s gibi uygulama yeri bulmuştur.[1]

2.3.2.3 Savunma Sanayi

Silahların otomasyonu ve hedef izleme, nesneleri/görüntüleri ayırma ve tanıma, yeni algılayıcı tasarımı ve gürültü önleme v.s gibi alanlara uygulanmıştır. [1]

2.3.2.4 Haberleşme

Görüntü ve veri sıkıştırma, otomatik bilgi sunma servisleri, konuşmaların gerçek zamanda çevirisi v.s gibi alanlarda uygulama örnekleri vardır. [1]

2.3.2.5 Üretim

Üretim sistemlerinin optimizasyonu, ürün analizi ve tasarımı, ürünlerin (entegre, kağıt, kaynak v.s.) kalite analizi ve kontrolü, planlama ve yönetim analizi v.s. alanlarına uygulanmıştır.[1]

2.3.2.6 Otomasyon ve Kontrol

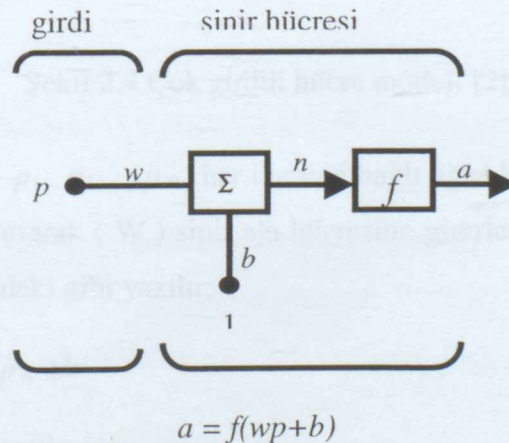
Uçaklarda otomatik pilot sistemi otomasyonu, ulaşım araçlarında otomatik yol bulma/gösterme, robot sistemlerin kontrolü, doğrusal olmayan sistem modelleme ve kontrolü, elektrikli sürücü sistemlerin kontrolü v.s. gibi yaygın bir uygulama yeri bulmuştur.[1]

Yapay sinir ağlarının kısaca özellikleri ve uygulama alanları yukarıda açıklanmaya çalışılmıştır. YSA' da kendi içerisinde ve kullanılacak olaylara göre bir çok hücre modeli ve sinir ağı yapısı mevcuttur. Bundan sonraki kısımda bu tezin içerisinde uygulanan ve hesap yapılan hücre modeli ve ağ yapısı ayrıntılı olarak incelenmeden önce genel olarak hücre modellerine ve ağ yapılarına değinilecektir.

2.3.3 Yapay Hücre Modelleri

2.3.3.1 Tek Girdili Hücre Modeli

Yapay sinir hücreleri, YSA' nın çalışmasına esas teşkil eden en küçük bilgi işleme birimidir. Tek girdili sinir hücresi Şekil 2.3'te gösterilmiştir.



Şekil 2.3 Tek girdili sinir hücresi [2]

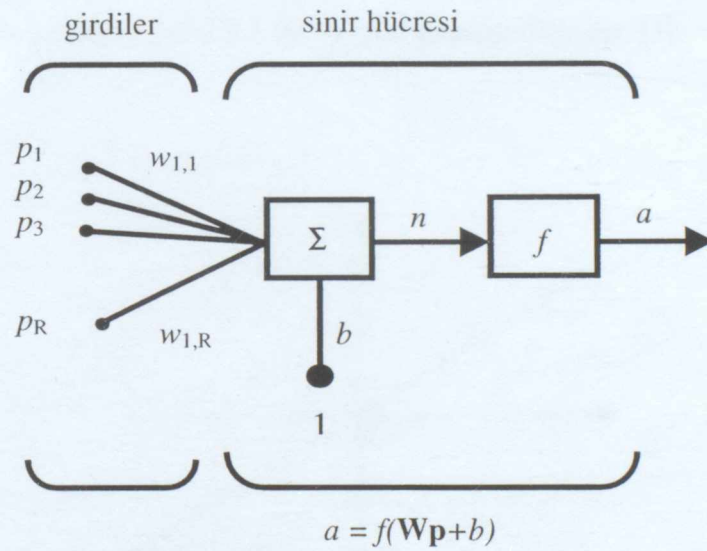
Şekil 2.3'te gösterilen p girdiyi, w ağırlıkları, n hücrenin net girdisini, b bias değerini, net girdiden sonra yapılan işlem ise aktivasyon (transfer) fonksiyonunu ve a ise hücre çıkışı göstermektedir. Kabaca yapay sinir ağı yapısını tek girdili sinir hücre modelinden açıklamak gerekirse istenen hücre çıkışı seçilen toplama ve aktivasyon fonksiyonlarına bağlıdır. Ağırlıklar w ve b bias değerleri ayarlanarak hücre çıkışı hesaplanır. Bu yüzden ağırlıklar ve bias değerleri değişkendir. Tek girdili sinir hücresinin matematiksel Denklemi (2.1) ve (2.2) deki gibi yazılır.

$$n = wp \quad (2.1)$$

$$a = f(wp + b) \quad (2.2)$$

2.3.3.2 Çok Girdili Hücre Modeli

Çok girdili hücre modeli Şekil 2.4'te gösterilmiştir.



Şekil 2.4 Çok girdili hücre modeli [2]

Çoklu girdide p girdileri $p_1, p_2, \dots, p_R$ her birisine bağlı ağırlık elemanları ile $w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}$ ağırlık matrisini oluşturarak (W) sinir ağı hücresine girerler. Tabii b (bias) ile birlikte n (net girdi) Denklem (2.3) deki gibi yazılır;

$$n = w_{1,1} p_1 + w_{1,2} p_2 + \dots + w_{1,R} p_R + b \quad (2.3)$$

bu ifade matris formunda yazılır ise;

$$n = Wp + b \quad (2.4)$$

olur çıkış hücresi de buna göre ;

$$a = f(Wp + b) \text{ olur.} \quad (2.5)$$

Burada dikkat edilmesi gereken ağırlık matrisinin tek sinir katmanına göre oluştuğudur.

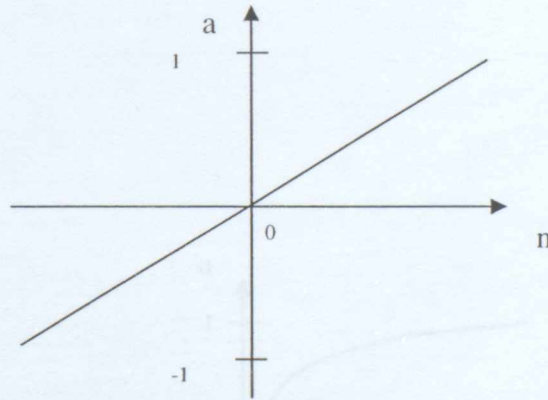
2.3.4 Aktivasyon (Transfer) Fonksiyonu

Hücre modellerinde, hücrenin gerçekleştireceği işleve göre çeşitli tipte aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Aşağıda, hücre modellerinde yaygın olarak kullanılan çeşitli aktivasyon fonksiyonları tanıtılmıştır. Bunlar ;

2.3.4.1 Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu (purelin)

Doğrusal bir problemi çözmek amacıyla kullanılan doğrusal hücre ve YSA' da yada genellikle katmanlı YSA' nın çıkış katmanında kullanılan doğrusal fonksiyon, hücrenin net girdisini doğrudan hücre çıkışı olarak verir. Doğrusal aktivasyon fonksiyonunun Denklem (2.6) da matematiksel ifadesi, Şekil 2.5 de ise grafiği gösterilmiştir. [1]

$$a = n \quad (2.6)$$

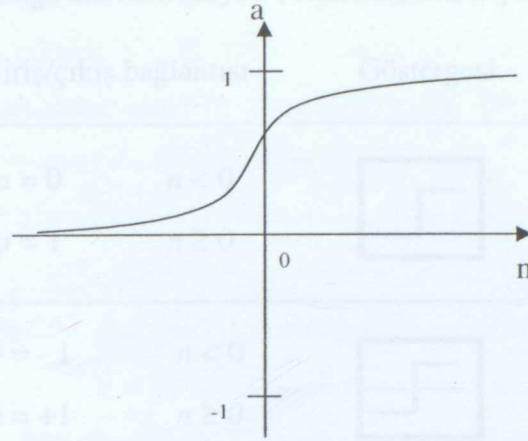


Şekil 2.5 Doğrusal aktivasyon fonksiyonu

2.3.4.2 Logaritmik Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu (logsig)

Doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanılan YSA'larında tercih edilir. Tek yönlü sigmoid fonksiyonunun Denklem (2.7) de matematiksel ifadesi, Şekil 2.6 da ise grafiği gösterilmiştir.[1]

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (2.7)$$

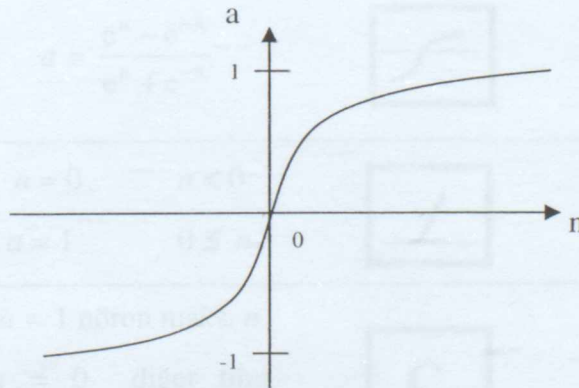


Şekil 2.6 Logaritmik sigmoid aktivasyon fonksiyonu

2.3.4.3 Hiperbolik Tanjant Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu (tansig)

Çift yönlü sigmoid fonksiyonu, türevi alınabilir, sürekli ve doğrusal olmayan bir fonksiyon olması nedeniyle doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanılan YSA'larında tercih edilir. Çift yönlü sigmoid fonksiyonunun Denklem (2.8) de matematiksel ifadesi, Şekil 2.7 de ise grafiği gösterilmiştir.[1]

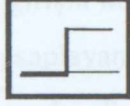
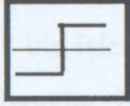
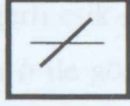
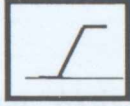
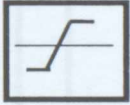
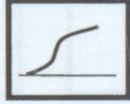
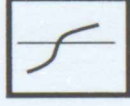
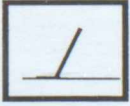
$$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (2.8)$$



Şekil 2.7 Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu

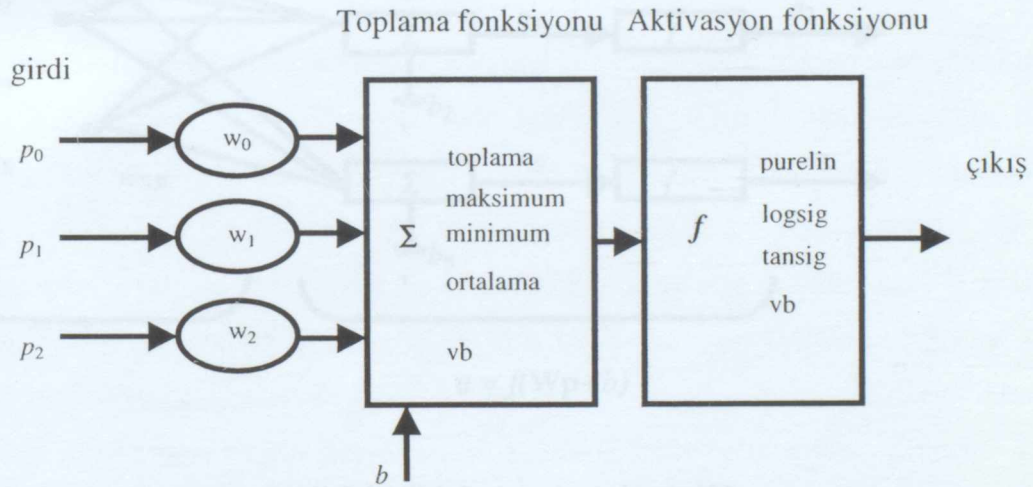
Çizelge 2.2 de kullanılan aktivasyon fonksiyonları genel hatları ile gösterilmiştir.

Çizelge 2.2 Aktivasyon (Transfer) fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonu ismi	Giriş/çıkış bağlantısı	Göstergesi	MATLAB fonksiyonu
Eşik	$a = 0 \quad n < 0$ $a = 1 \quad n \geq 0$		Hardlim
Simetrik eşik	$a = -1 \quad n < 0$ $a = +1 \quad n \geq 0$		Hardlims
Doğrusal	$a = n$		Purelin
Doyumlu doğrusal	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		Satlin
Simetrik doyumlu doğrusal	$a = -1 \quad n < -1$ $a = n \quad -1 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		Satlins
Logaritmik sigmoid	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$		Logsig
Hiperbolik tanjant	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		Tansig
Pozitif doğrusal	$a = 0 \quad n < 0$ $a = 1 \quad 0 \leq n$		Poslin
Rekabetçi	$a = 1$ nöron maks. n $a = 0$ diğer tüm nöronlar		Compet

Yapay sinir ağlarında en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonları ve denklemleri ile hücre modeli kısaca yukarıda belirtilmiştir. Şekil 2.9 da görüldüğü gibi hücre modelini oluşturan

elemanları tekrar gözden geçirirsek girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon (transfer) fonksiyonu ve çıktılar olmak üzere 5 bileşenden meydana gelir. Girdiler, diğer hücrelerden yada dış ortamlardan hücreye giren bilgilerdir. Bilgiler, bağlantılar üzerindeki ağırlıklar üzerinden hücreye girer ve ağırlıklar, ilgili girişin hücre üzerindeki etkisini belirler. Toplama fonksiyonu, bir hücreye gelen net girdiyi hesaplayan bir fonksiyondur ve genellikle net girdi, girişlerin ilgili ağırlıkla çarpımlarının toplamıdır. Toplama fonksiyonu, ağ yapısına göre maksimum alan, minimum alan yada çarpım fonksiyonu olabilir. Aktivasyon fonksiyonu ise toplama fonksiyonundan elde edilen net girdiyi bir işlemde geçirerek hücre çıkışını belirleyen ve genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Hücre modellerinde, net girdiyi artıran +1 değerli polarma girişi yada azaltan -1 değerli eşik girişi bulunabilir ve bu giriş de sabit değerli bir giriş olarak girdi vektörü katsayısı b ile gösterilir ağırlık vektörü içerisine alınabilir.



Şekil 2.9 YSA hücre modeli (Anderson, D., Mcneill, G., 1992)

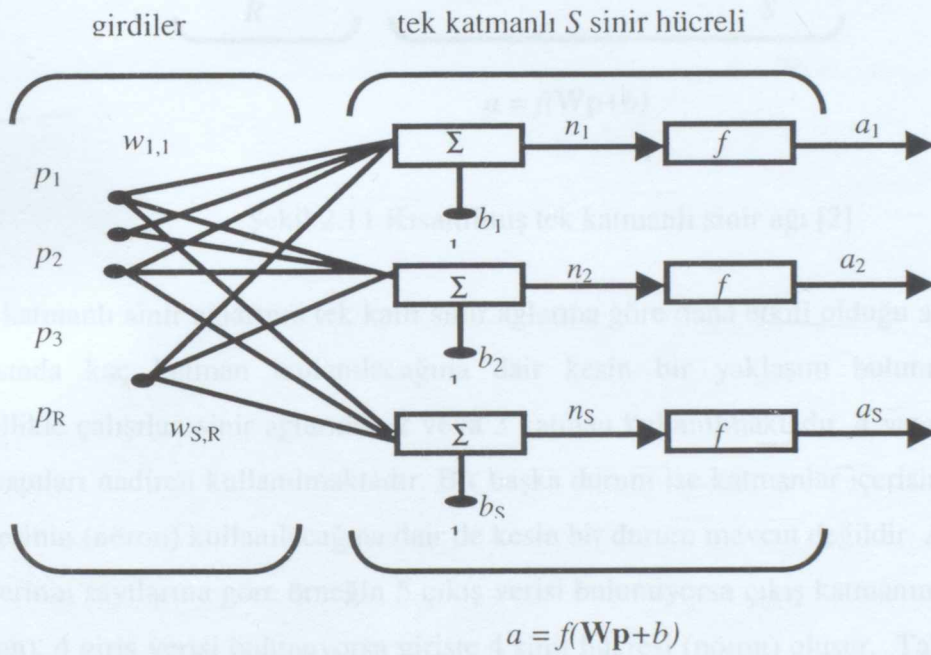
2.3.5 Sinir Ağı Yapısı

Yapay sinir ağı, hücrelerin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmalarından oluşur. Hücre çıkışları, ağırlıklar üzerinden diğer hücrelere yada kendisine giriş olarak bağlanabilir ve bağlantılarda gecikme birimi de kullanılabilir. Hücrelerin bağlantı şekillerine, öğrenme kurallarına ve aktivasyon fonksiyonlarına göre çeşitli YSA yapıları geliştirilmiştir.

YSA'lar, genel olarak birbirleri ile bağlantılı işlemci birimlerden veya diğer bir ifade ile

işlemcilerden (nöron) oluşurlar. Her bir sinir hücresi arasındaki bağlantıların yapısı ağı yapısını belirler. İstenilen hedefe ulaşmak için bağlantıların nasıl değiştirileceği öğrenme algoritması tarafından belirlenir. Kullanılan bir öğrenme kuralına göre, hatayı sifra indirecek şekilde, ağı ağırlıkları değiştirilir.

Çoğu zaman tek bir sinir hücresi ile pek çok girdili bir sistemden etkili sonuçlar almak YSA da mümkün olmayabilir. Bu yüzden birbiri ile paralel çalışan birkaç sinir hücresini barındıran katmanlar mevcuttur. p_R girişli, S sinir hücreli tek katmanlı basit bir sinir ağı yapısı Şekil 2.10 da gösterilmiştir.



Şekil 2.10 Tek katmanlı sinir ağı [2]

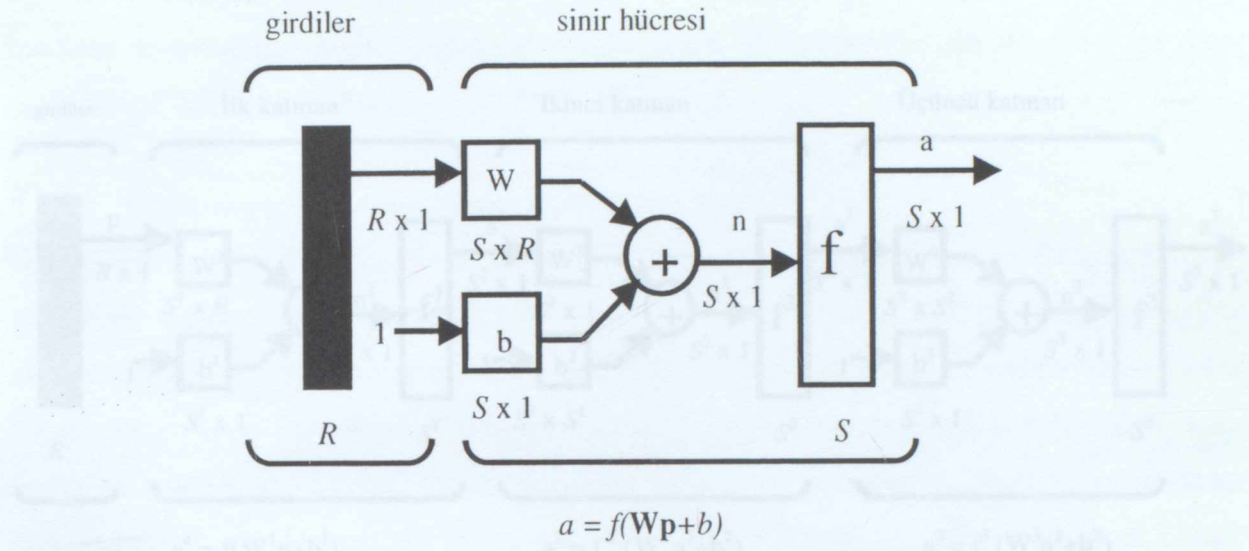
Yukarıdaki gösterim şeklinde $p_1, p_2, \dots, p_R$ girişli, S sayıdaki sinir hücresi (nöron) tek katmanlı yapısında dikkat edilmesi gereken her bir sinir hücresinin ayrı bir W matrisi b bias katsayısı toplama ve aktivasyon fonksiyonları bulunmaktadır. Çok katmanlı sinir yapısına geçmeden önce aynı yapının basitleştirilmiş Şekli 2.11 de gösterilmiştir.

Ağırlık matrisi ise şöyle yazılır ;

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & w_{2,R} \\ w_{S,1} & w_{S,2} & w_{S,R} \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Ağırlıklar Denklem (2.9) matrisi ile hesaplanır. Yani $w_{1,2}$ ağırlığı 1 inci sinir hücresinin 2 inci

giriş değerindeki kat sayısını göstermektedir.



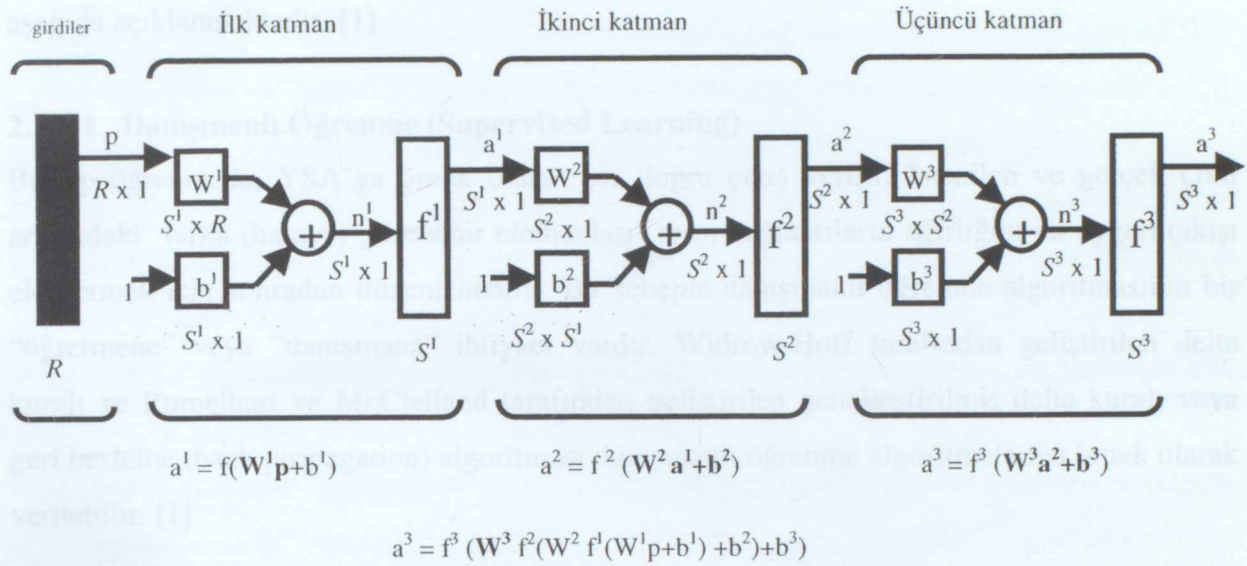
Şekil 2.11 Kısaltılmış tek katmanlı sinir ağı [2]

Çok katmanlı sinir ağlarının tek katlı sinir ağlarına göre daha etkili olduğu aşıkardır. Sinir ağı yapısında kaç katman kullanılacağına dair kesin bir yaklaşım bulunmamakla birlikte genellikle çalışılan sinir ağlarında 2 veya 3 katman kullanılmaktadır. 4 veya 5 katmanlı sinir ağı yapıları nadiren kullanılmaktadır. Bir başka durum ise katmanlar içerisinde kaç adet sinir hücresinin (nöron) kullanılacağına dair de kesin bir durum mevcut değildir. Ama giriş ve çıkış verilerinin sayılarına göre örneğin 5 çıkış verisi bulunuyorsa çıkış katmanında 5 sinir hücresi (nöron), 4 giriş verisi bulunuyorsa girişte 4 sinir hücresi (nöron) oluşur. Tabii asıl durum ara katmanlarda ortaya çıkmaktadır kaç sinir hücresinin (nöron) kullanılması gerektiği konusu yapılan araştırmalarda halen devam etmektedir. [2] Şekil 2.12 de çok katmanlı bir sinir ağı yapısı gözükmemektedir. Sinir ağı yapılarını kısaca belirttikten sonra bu çalışmada kullanılan sinir ağı yapısını ve uygulamaya geçmeden önce sinir ağlarının sınıflandırılmasına değinilecektir. Sinir ağları; yapılarına göre, öğrenme algoritmalarına göre ve aktivasyon fonksiyonlarına göre sınıflandırılmaktadır.

2.3.6 YSA'ların Yapılarına Göre Sınıflandırılması

YSA'lar genel olarak birbiri ile bağlantılı sinir hücrelerinden (nöron) oluşurlar. Her bir sinir hücresinin arasındaki bağlantıların yapısı ağı yapısını belirler. İstenilen hedefe ulaşmak için bağlantıların nasıl değiştirileceği öğrenme algoritmaları tarafından gerçekleştirilir. Yapay sinir ağlarında sinir hücreleri (nöron) arasındaki bağlantı şekline göre iki temel bağlantı vardır. Bunlar ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback) ağlar olmak üzere iki

şekilde sınıflandırılırlar.[1]



Şekil 2.12 Çok katmanlı sinir ağı yapısı [2]

2.3.6.1 İleri Beslemeli Ağlar

İleri beslemeli ağlarda sinir hücreleri (nöron) katmanlara ayrılmıştır. Katmanlar içerisinde bulunan sinir hücreleri birbirileri ile bağlantı kurmazken katmanlar arasında bağlantı kurarlar giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü bağlantılarla iletilirler. İleri beslemeli YSA yapısında tabii katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katman için giriş olmakla beraber bu işaretler ağırlıklar üzerinden geçirilerek verilirler. Giriş olarak verilen bilgilerin istenilen hedefe ulaşabilmesinde ileri beslemeli ağların herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabileceği gösterilmiştir. [1]

2.3.6.2 Geri Beslemeli Ağlar

Geri beslemeli ağlarda en az bir sinir hücrenin çıkışı kendisine yada diğer sinir hücrelerine giriş olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki sinir hücreleri arasında da olabilir. Geri beslemeli sinir ağları doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterirler. [1] Böylece girişler hem ileri yönde hem de geri yönde iletilmiş olurlar.

2.3.7 YSA'ların Öğrenme Algoritmalarına Göre Sınıflandırılması

Öğrenme; gözlem, eğitim ve hareketin doğal yapıda meydana getirdiği davranış değişikliği

olarak tanımlanmaktadır. O halde, birtakım metot ve kurallar, gözlem ve eğitime göre ağıdaki ağırlıkların değiştirilmesi sağlanmalıdır. Bunun için genel olarak üç öğrenme metodundan ve bunların uygulandığı değişik öğrenme kurallarından söz edilebilir. Bu öğrenme kuralları aşağıda açıklanmaktadır. [1]

2.3.7.1 Danışmanlı Öğrenme (Supervised Learning)

Bu tip öğrenmede, YSA'ya örnek olarak bir doğru çıkış verilir. İstenilen ve gerçek çıktı arasındaki farka (hataya) göre sinir elemanları arası bağlantıların ağırlığını en uygun çıkışı elde etmek için sonradan düzenlenebilir. Bu sebeple danışmanlı öğrenme algoritmasının bir "öğretmene" veya "danışmana" ihtiyacı vardır. Widrow-Hoff tarafından geliştirilen delta kuralı ve Rumelhart ve McClelland tarafından geliştirilen genelleştirilmiş delta kuralı veya geri besleme (back propagation) algoritması danışmanlı öğrenme algoritmalarına örnek olarak verilebilir. [1]

2.3.7.2 Danışmansız Öğrenme (Unsupervised Learning)

Girişe verilen örnekten elde edilen çıkış bilgisine göre ağ sınıflandırma kurallarını kendi kendine geliştirmektedir. Bu öğrenme algoritmalarında, istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Öğrenme süresince sadece giriş bilgileri verilir. Ağ daha sonra bağlantı ağırlıklarını aynı özellikleri gösteren desenler (patterns) oluşturmak üzere ayarlar. Grossberg tarafından geliştirilen ART (Adaptive Resonance Theory) veya Kohonen tarafından geliştirilen SOM (Self Organizing Map) öğrenme kuralı danışmansız öğrenmeye örnek olarak verilebilir. [1]

2.3.7.3 Takviyeli öğrenme (Reinforcement learning)

Bu öğrenme kuralı danışmanlı öğrenmeye yakın bir yöntemdir. Denetimsiz öğrenme algoritması, istenilen çıkışın bilinmesine gerek duymaz. Hedef çıktıyı vermek için bir "öğretmen" yerine, burada YSA'ya bir çıkış verilmemekte fakat elde edilen çıkışın verilen girişe karşılık iyiliğini değerlendiren bir kriter kullanılmaktadır. Optimizasyon problemlerini çözmek için Hinton ve Sejnowski'nin geliştirdiği Boltzmann kuralı veya GA takviyeli öğrenmeye örnek olarak verilebilirler. [1]

2.3.8 Öğrenme Kuralları

Yapay sinir ağlarında öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırma yukarıda kısaca verilmiştir. Öğrenme algoritmalarına göre geliştirilen öğrenme kuralları mevcuttur. Bu kuralların bir çoğu 1949 yılında Donald Hebb tarafından geliştirilmiş kendi adıyla anılan Hebb öğrenme kuralına

dayanmaktadır. Hebb kuralı, eğer bir sinir hücresi başka bir sinir hücresinden işaret alırsa ve her iki sinir hücresi aktif ve matematiksel olarak da aynı işaretli ise sinir hücreleri arasındaki bağ kuvvetlidir. İlkesinden oluşmaktadır.

- Hopfield kuralında ise her iki sinir hücresi arasındaki bağ matematiksel olarak aynı ve aktif ise bağ öğrenme oranı kadar kuvvetlendirilmeli eğer sinir hücreleri arasındaki bağ matematiksel olarak aynı ve pasif ise öğrenme oranı kadar azaltılmalıdır.
- Delta kuralı ise Hebb kuralından esinlenerek Windrow-Hoff tarafından geliştirilmiştir. Sinir ağından elde edilen çıkış değerleri ile arzu edilen sinir değerleri arasındaki hata değerine göre sinir ağındaki ağırlıkların devamlı olarak değiştirilerek çıkış değerleri hatanın kabul edilebilir bir değere ulaşması için çalışır. Ağ hatasının karesini azaltmak için devamlı işlem yapar.
- Kohonen kuralı ise danışmansız öğrenme yöntemlerinde kullanılır. Sinir hücreleri birbirileri ile öğrenme yarışı içerisinde. En büyük çıkış değerini alan sinir hücresi yarışı kazanır ve etrafındaki sinir hücrelerinin de ağırlıklarını değiştirmesine izin verilir.

Enerji santrali ve gemi tahrik sisteminde yapay sinir ağı uygulamasına geçmeden önce yukarıda ayrıntısına girmeden yapay sinir ağlarının temel yapısı ve elemanları tanıtılmıştır. Yukarıda açıklanan tanımlardan hareketle buradaki uygulamalar için danışmanlı öğrenme yöntemini kullanan çok katmanlı ileri beslemeli geriye yayılım algoritmaları en uygun yapay sinir ağı modelinin en iyi model olduğu söylenebilir.

İleri beslemeli geriye yayılım algoritmaları ağırlarda basit olarak girdi değerlerine göre oluşturulan model ileri yönde ağı çıkış değerini hesaplamaya çalışır ve elde edilen çıkış değeri ile arzu edilen değeri karşılaştırılarak hata değeri ortaya çıkar. Hata değerleri bulunduktan sonra sinir hücreleri (nöron) ağırlıklarını ayarlayarak çıkış katmanından geriye doğru ara katmanlara doğru yayılırlar. Amaç arzu edilen çıkış değeri ile ağı çıkış değeri arasındaki hata değerini minimum yapmaktır. Anlaşıldığı üzere ilk katmana kadar ağırlık güncellemeleri yapılarak geriye doğru yayılma tanımlanan iterasyon sayısına göre hata en aza indirilinceye kadar devam eder. Ağırlık değiştirme denklemleri, ağıdaki performans fonksiyonunu en küçük yapacak şekilde düzenlenir. Ağırlık değiştirme işlemleri, ağıdaki performans fonksiyonunu en küçük yapacak şekilde ayarlanır.

İleri beslemeli ağırlarda kullanılan öğrenme algoritmaları, performans fonksiyonunu en küçük yapacak ağırlıkları ayarlayabilmek için performans fonksiyonunun gradyanını kullanırlar. Geriye yayılım algoritması da ağ boyunca gradyan hesaplamalarını geriye doğru yapar. En basit geriye yayılım algoritması gradyan azalması algoritmasıdır. Bu algoritmada ağırlıklar

performans fonksiyonunun azalması yönünde ayarlanır. Fakat bu yöntem, pek çok problem için çok yavaş kalmaktadır. Yapılan çalışmalarda daha hızlı ve yüksek performanslı öğrenme algoritmaları geliştirilmektedir. [2]

Bu hızlı algoritmalar da iki kategoriye ayrılabilir. İlk kategorideki algoritmalar deneme yanılma tekniklerini kullanarak standart gradyen azalması algoritmasının performansının analiz edilmesi ile geliştirilmiştir. İlk kategorideki algoritmalar; momentum terimli geriye yayılım (traingdm), öğrenme oranı değişen geriye yayılım (traingda) ve esnek geriye yayılım (trainrp) algoritmalarıdır. Hızlı algoritmaların ikinci kategorisindeki algoritmalar, standart sayısal optimizasyon yöntemlerini kullanır. Bunlar, eşlenik gradyen öğrenme algoritması (traincgf, traincgp, traincgb, trainscg), Newton öğrenme algoritmaları (trainbfgi, trainoss) ve Levenberg-Marquardt (trainlm) algoritmasıdır. [2]

Öğrenme algoritmaları, kendisinden önce geliştirilen algoritmalara alternatif olarak ortaya çıkmıştır. Levenberg-Marquardt algoritması da Newton ve gradyen azalması algoritmalarının en iyi özelliklerinden oluşur. Levenberg-Marquardt algoritması Newton metodunun hızıyla, gradyen azalmasının sağlamlığının bileşkesidir. [2]

Eşlenik gradyen öğrenme algoritmasına alternatif olarak sunulan Newton yöntemlerinde, temel adım Hessian matrisini elde etmektir. Hessian matrisi, performans fonksiyonunun ağırlıklara göre ikinci derecede türevlerinden oluşan bir matristir. Hessian matrisi, ağırlık uzayının farklı doğrultularındaki gradyen değişimini gösterir. (Bolat, S., ve Kalenderli, Ö.2003)

$$H_n = \frac{\partial^2 E(n)}{\partial w^2 (n-1)} \quad (2.10)$$

Burada H Hessian matrisi, E performans fonksiyonu, w ağırlık sinaptik ağırlığıdır. Performans fonksiyonu, duruma göre toplam ani hata veya ortalama karesel hata olarak alınır. Performans fonksiyonu Denklem (2.11) de yazılmıştır. (Bolat, S., ve Kalenderli, Ö.2003)

$$E(n) = E_{ort}(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (2.11)$$

Burada N eğitim kümesindeki toplam örüntü sayısını, e_j hata işaretini, C ağırlık çıkış katmanındaki bütün nöronları içeren kümeyi göstermektedir. Hata işaretinin denklemi ise ;

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (2.12)$$

$d_j(n)$ istenen değer , $y_j(n)$ sinir ağının çıkış değeridir. Hessian matrisi hesaplandıktan sonra, tersi bulunarak ağırlıklar yenilenebilir. Ancak Hessian matrisi çok karmaşık ve ileri beslemeli bir yapay sinir ağı için hesaplaması zor bir matristir. Newton yöntemlerinin içinde, ikinci dereceden türevlerin hesaplanmadan işlem yapılan bir sınıf vardır. Bu sınıftaki yöntemler, Quassi-Newton yöntemleri olarak adlandırılırlar. Quassi-Newton yöntemleri, algoritmanın her iterasyonunda, Hessian matrisinin yaklaşık bir şeklini kullanır. (Bolat, S., ve Kalenderli, Ö. 2003)

Levenberg-Marquardt algoritması da Quassi-Newton yöntemleri gibi, Hessian matrisinin yaklaşık değerini kullanır. Levenberg-Marquardt algoritması için Hessian matrisinin yaklaşık değeri şu şekilde bulunabilir; (Bolat, S., ve Kalenderli, Ö. 2003)

$$H(n) = J^T(n)J(n) + \mu I \quad (2.13)$$

μ Marquardt parametresi, I ise birim matristir. Burada J matrisi jakobien matrisi olarak adlandırılır ve ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevlerinden oluşur ; (Bolat, S., ve Kalenderli, Ö.2003)

$$J(n) = \frac{\partial e(n)}{\partial w(n-1)} \quad (2.14)$$

Jakobien matrisinde e ağ hataları vektörüdür. Jakobien matrisi, hesaplamada Hessian matrisinden daha kolay olduğu için tercih edilir. Ağın gradyeni (Bolat, S., ve Kalenderli, Ö. 2003)

$$g(n) = J^T(n)e(n) \quad (2.15)$$

Denklem (2.15) deki gibi hesaplanır ve ağırlıklar Denklem (2.16)'ya göre değiştirilir.

$$w(n+1) = w(n) - [H(n)]^{-1}g(n) \quad (2.16)$$

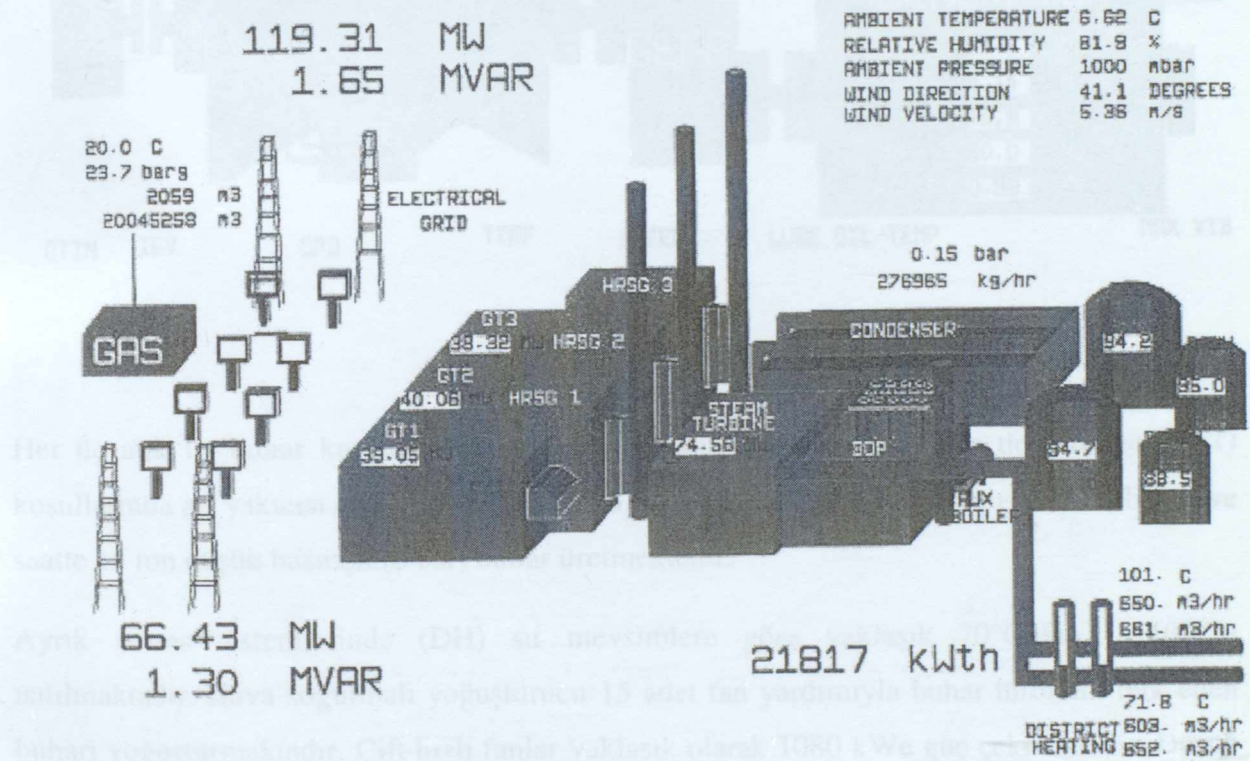
Marquardt parametresi μ , skaler bir sayıdır. Eğer μ sıfırsa, bu yöntem yaklaşık Hessian matrisini kullanan Newton algoritması; eğer μ büyük bir sayı ise, standart gradyen azalması yöntemi haline gelir. Her başarılı adımdan sonra, yani performans fonksiyonunun azalmasında μ azaltılır ve sadece deneme niteliğindeki bir adım performans fonksiyonunu yükseltecekse μ artırılır. Bu yöntemle, algoritmanın her iterasyonunda, performans fonksiyonu daima azaltılır. (Bolat, S., ve Kalenderli, Ö. 2003)

Bu tezdeki uygulamalarda Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması kullanılmıştır. Performans fonksiyonu olarak ise ortalama karesel hata alınmıştır.

3. ENERJİ ÜRETİMDE YAPAY SİNİR AĞI UYGULAMASI

3.1 Enerji Santrali

Burada incelenen kojenerasyon sistemi gaz türbinli bir kombine çevrim santralidir ve üç adet gaz türbini (GT), üç adet çift basınçlı atık ısı buhar kazanı (HRSG), tam yoğuşturucu bir buhar türbini (ST), iki adet ayırık ısıtma sistemi (DH) ve hava soğutmalı yoğuşurucuları (ACC) vardır. Enerji santralinin genel yapısı Şekil 3.1 de gösterilmiştir. Her bir HRSG, atık ısıdan tamamen yararlanmak için bir ayırık ısı ekonamizerine (ECO) sahiptir.

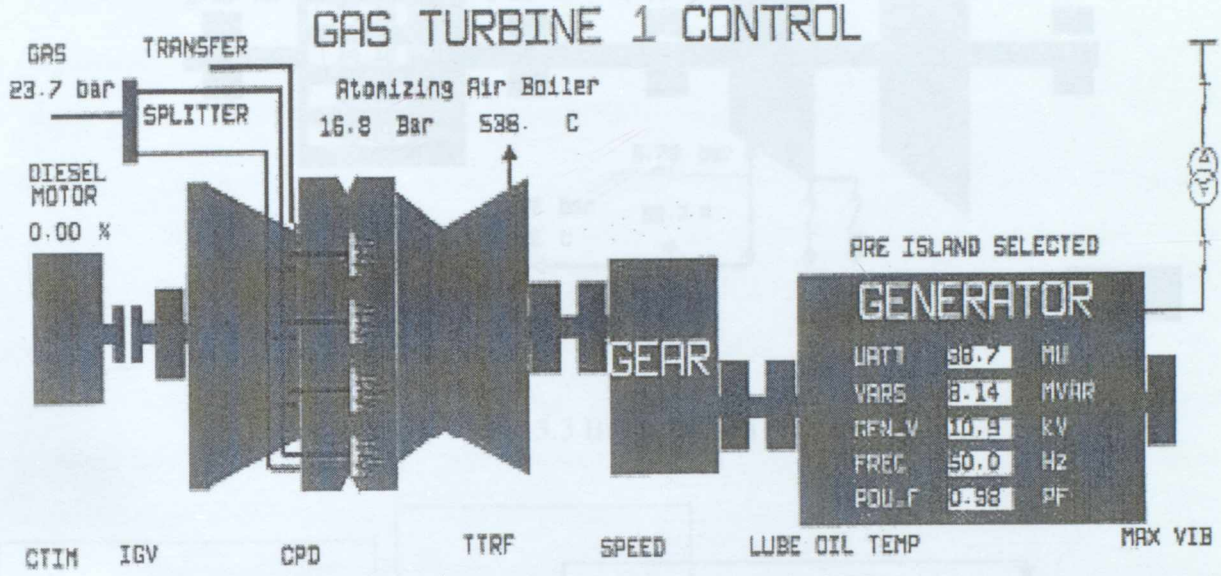


Şekil 3.1 Enerji santrali

Her üç gaz türbini de yüksek güçlü, düşük azotlu (Dry Low NOx – DLN) tip türbin olup, doğal gaz ve damıtılmış sıvı yakıt yakar. Normal işletme koşullarında türbinler tam yükte çalışır. Damıtılmış sıvı yakıt işletmesinde, NOx emisyonlarını düşük tutmak için damıtılmış yakıt içine su püskürtülmektedir. Şekil 3.2’de gaz türbini yapısı gösterilmiştir.

Her bir gaz türbininin (GT) elektrik gücü ISO koşullarında (15°C, 1013 mbar, % 60 bağıl

nem) doğal gaz ile çalıştırmada yaklaşık 38.4 MW ve damıtılmış yakıt ile çalıştırmada ise 39.4 MW'dir. Normal işletme koşullarında buhar türbininin (ST) gücü ise 70 MW civarındadır. Şekil 3.3 de buhar türbininin yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.2 Gaz türbini

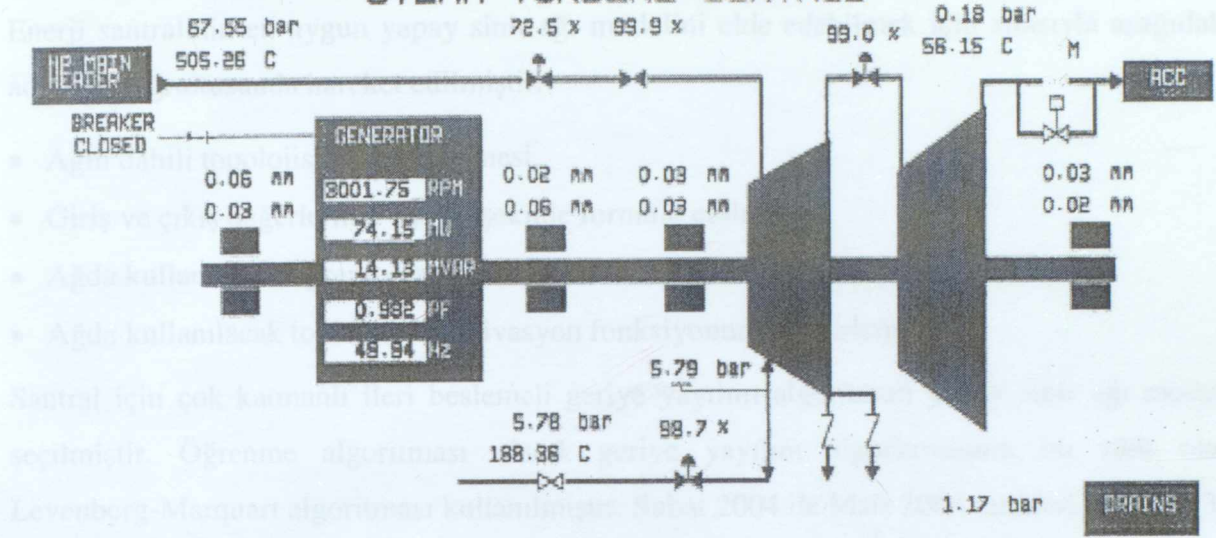
Her üç atık ısı buhar kazanı da (HRSG) ek yanma için art yakıcılarla donatılmıştır. ISO koşullarında art yakıcısı çalışmayan bir HRSG saatte 64 ton yüksek basınçlı (56 bar) buhar ve saatte 15 ton düşük basınçlı (6 bar) buhar üretmektedir.

Ayrık ısıtma sistemlerinde (DH) su mevsimlere göre yaklaşık 70°C'dan 110°C'a ısıtılmaktadır. Hava soğutmalı yoğuşturucu 15 adet fan yardımıyla buhar türbinini terk eden buharı yoğuşturnmaktadır. Çift hızlı fanlar yaklaşık olarak 1080 kWe güç çekmektedir. Düşük yüklerde bazı fanlar ya düşük hızda çalıştırılmakta yada tamamen devre dışı bırakılmaktadır.

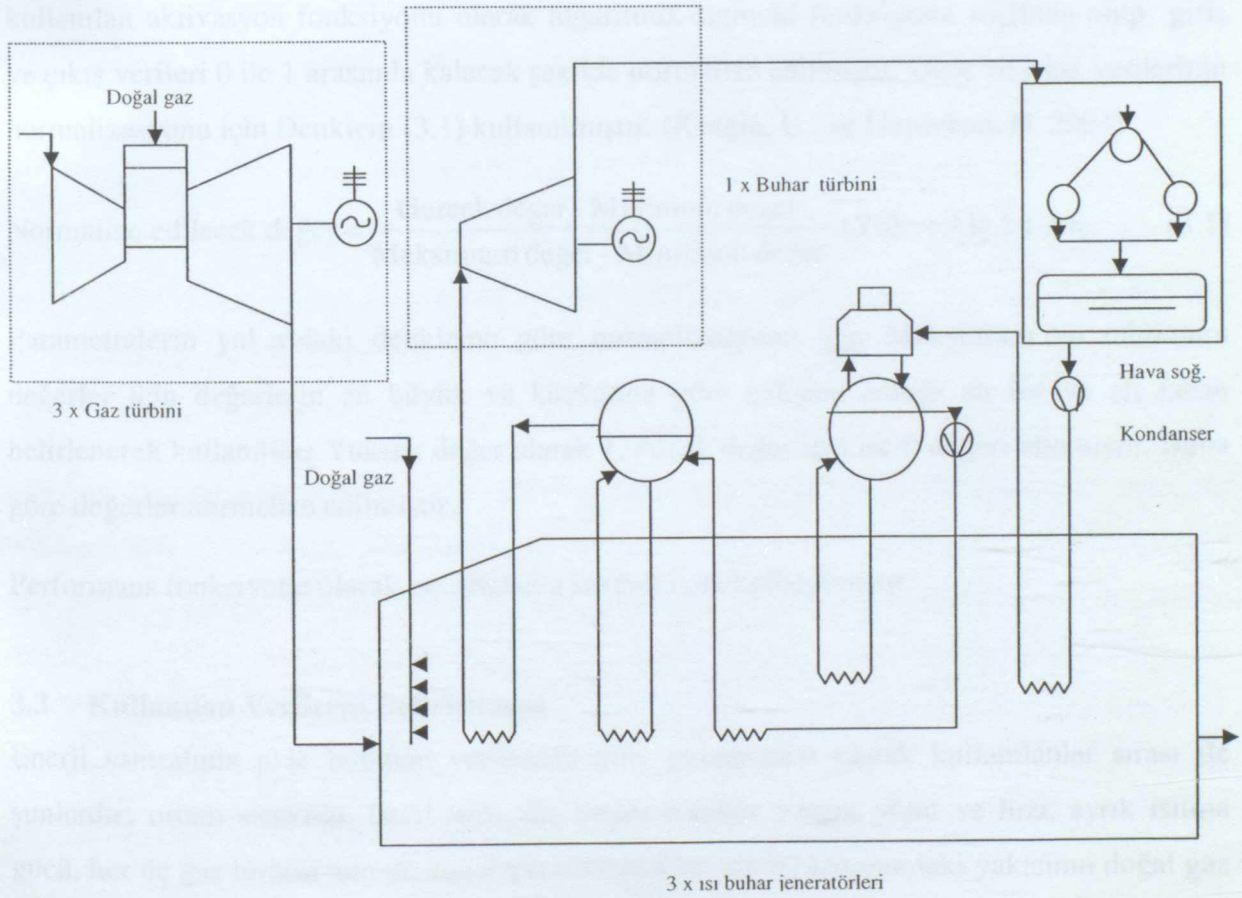
Tüm santral merkezi sistemle işletilmekte, gözlenmekte ve merkezi bir kontrol sistemiyle gözlenmektedir.

Enerji santralının genel yapısını gösteren Şekil 3.1'e ilave olarak santral yapısının Şekil 3.4 ile gösterilmesi ile daha iyi anlaşılacağı değerlendirilmektedir.

STEAM TURBINE CONTROL



Şekil 3.3 Buhar türbini



Şekil 3.4 Enerji santrali (Kesgin, U., ve Heperkan, H. 2004)

3.2 Enerji Santralının Sinir Ağı Yapısı

Enerji santralının en uygun yapay sinir ağı modelini elde edebilmek için sırasıyla aşağıdaki adımlar doğrultusunda hareket edilmiştir.

- Ağın dahili topolojisinin belirlenmesi,
- Giriş ve çıkış değerlerinin uygun şekilde formüle edilmesi
- Ağda kullanılacak öğrenme algoritmasının ve öğrenme kuralının seçilmesi
- Ağda kullanılacak toplama ve aktivasyon fonksiyonunun belirlenmesi

Santral için çok katmanlı ileri beslemeli geriye yayılım algoritmali yapay sinir ağı modeli seçilmiştir. Öğrenme algoritması olarak geriye yayılım algoritmasının bir türü olan Levenberg-Marquart algoritması kullanılmıştır. Şubat 2004 ile Mart 2004 tarihleri arasında 35 günde kayıt edilen 11 parametre için 2477 ölçüm değerinin 1991 adedi sistemin eğitimi için, geri kalan 486 adet veri ise ağı test etmek için kullanılmıştır. 486 adet test verisi toplam verilerin içerisinde rastgele olarak seçilmiştir. Geriye yayılım algoritmalarında genellikle kullanılan aktivasyon fonksiyonu olarak logaritmik-sigmoid fonksiyonu seçilmiş olup giriş ve çıkış verileri 0 ile 1 arasında kalacak şekilde normalize edilmiştir. Giriş ve çıkış verilerinin normalizasyonu için Denklem (3.1) kullanılmıştır. (Kesgin, U., ve Heperkan, H. 2004)

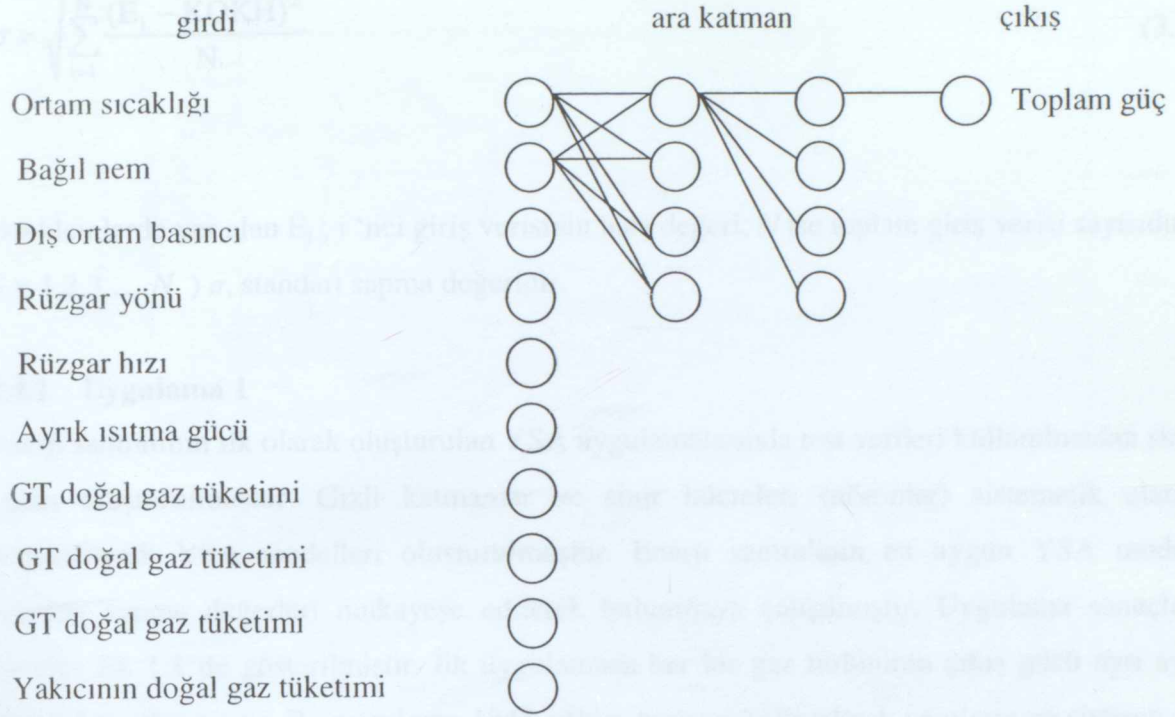
$$\text{Normalize edilecek deęer} = \frac{\text{Gerçek deęer} - \text{Minimum deęer}}{\text{Maksimum deęer} - \text{Minimum deęer}} \cdot (\text{Yük.} - \text{Alç.}) + \text{Alç.} \quad (3.1)$$

Parametrelerin yukarıdaki denkleme göre normalizasyonu için Maksimum ve minimum değerler için değerlerin en büyük ve küçüğüne göre çalışma aralığı en üst ve alt taban belirlenerek kullanılmış Yüksek değer olarak 1, Alçak değer için ise 0 değeri alınmıştır. Buna göre değerler normalize edilmiştir.

Performans fonksiyonu olarak ise ortalama karesel hata kullanılmıştır.

3.3 Kullanılan Verilerin Belirlenmesi

Enerji santralının elde bulunan verilerden giriş parametresi olarak kullanılanlar sırası ile şunlardır; ortam sıcaklığı, bağıl nem, dış ortam basıncı, rüzgar yönü ve hızı, ayrık ısıtma gücü, her üç gaz türbini için de doğal gaz tüketimi ve atık ısı kazanındaki yakıcının doğal gaz tüketimi değerleri giriş parametresi olarak tespit edilmiştir. Daha sonra tek çıkış değeri olarak santralin toplam gücü hesaplanmak istenmiştir. Buna göre Şekil 3.5 de enerji santralının giriş ve çıkış parametreleri gösterilmiştir.



Şekil 3.5 Enerji santrali giriş ve çıkış parametrelerinin gösterimi

3.4 Uygulama

Giriş ve çıkış parametrelerinin 0 ile 1 arasında normalizasyonu yapılmıştır. Tabii tercih edilen geriye yayılım algoritması ve aktivasyon fonksiyonunun da özelliğine göre eğitim kümesinin normalizasyonu bu şekilde gerçekleştirilmiştir. Seçilen 10 giriş parametresinin değerlerine göre 1 çıkış parametresi hesaplanmak istenmiştir.

YSA modelinin eğitiminden sonra elde edilen verilerden bir kısmı da sistemin testi amacıyla kullanılmıştır. Test verileri tüm veriler içerisinde rastgele olarak seçilmiştir. Yapay sinir ağı olarak seçilen sistemin uygun çözüm olup olmadığını anlamak veya analiz edebilmek için Denklem (3.2) ile Denklem (3.3) kullanılmıştır. Buna göre hem test verilerinin hem de eğitim verilerinin ortalama karesel hatasının karekökü ile buna bağlı standart sapmanın karekökü bulunarak değerlendirmeler yapılmıştır. (Kesgin, U., ve Heperkan, H. 2004) Sinir ağının eğitimi için tüm denemelerde 1000 iterasyon yapılmıştır.

$$KOKH = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N E_i^2}{N}} \quad (3.2)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(E_i - KOKH)^2}{N}} \quad (3.3)$$

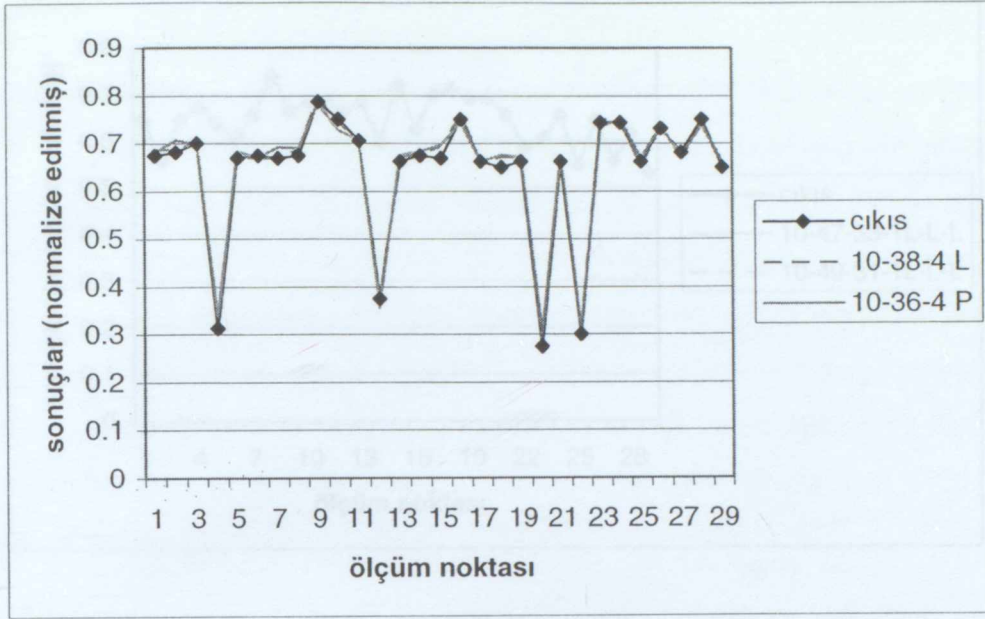
Denklemlerde yer alan E_i ; i 'nci giriş verisinin hata değeri, N ise toplam giriş verisi sayısıdır. ($i = 1,2,3,...,N$) σ , standart sapma değeridir.

3.4.1 Uygulama 1

Enerji santralının ilk olarak oluşturulan YSA uygulamalarında test verileri kullanılmadan sinir ağları oluşturulmuştur. Gizli katmanlar ve sinir hücreleri (nöronlar) sistematik olarak değiştirilerek YSA modelleri oluşturulmuştur. Enerji santralının en uygun YSA modeli standart sapma değerleri mukayese edilerek bulunmaya çalışılmıştır. Uygulama sonuçları Çizelge Ek 1.1 de gösterilmiştir. İlk uygulamada her bir gaz türbininin çıkış gücü ayrı ayrı olarak hesaplanmıştır. Bu uygulama 1348 eğitim kümesi kullanılarak yapılmış ve sisteme 10 girdi, 4 çıkış ve değiştirilen ara katmanlar ile katmanlar içerisinde değiştirilen sinir hücreleri ile hesaplamalar yapılmıştır. Şekil Ek 1.1 de giriş çıkış parametreleri gösterilmiştir.

Çizelge Ek 1.1 incelendiğinde toplam 72 sinir ağı yapısı denenmiş sonuçlar hesaplanarak standart sapmaları bulunmuştur. En uygun sinir ağı modeli olarak yapılan ilk çalışma içinde 10-38-4 L ve 10-36-4 P olarak tespit edilmiştir. Burada 10 girdiyi, 36 ise ara katmandaki sinir hücre (nöron) sayısını, 4 ise çıktığı, P ve L ise seçilen aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir. (P; purelin, L; logsig) Şekil Ek 1.2 de 10-38-4 YSA yapısı gösterilmiştir. Şekil 3.6 da iki YSA yapısının sonuçları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ölçülerek elde edilen çıkış değerleri ile yapay sinir ağı ile hesaplanan sonuçların yakın olduğu gözükmemektedir. Sistemin test edilmesi ile birlikte test sonuçlarının uygun olmadığı görülmüştür.

Bu durumda YSA sisteminin öğrenmediği giriş ve çıkış eğitim kümelerine göre ezberlediği test giriş ve çıkış eğitim kümeleri girildiğinde sistemin yanlış sonuçlar ürettiği görülmüştür. Her bir sinir ağının eğitilmesi süreci ara katmanların ve sinir hücrelerinin arttırılması ile uzun sürmüştür. Bilgisayarda matlab programında yapılan işlemler kimi zaman 14 saat almıştır. Tüm işlemler 1000 iterasyon sayısına göre yapılmıştır. Enerji santralının en uygun sinir ağı yapısını bulabilmek için çalışmaya devam edilmiştir.

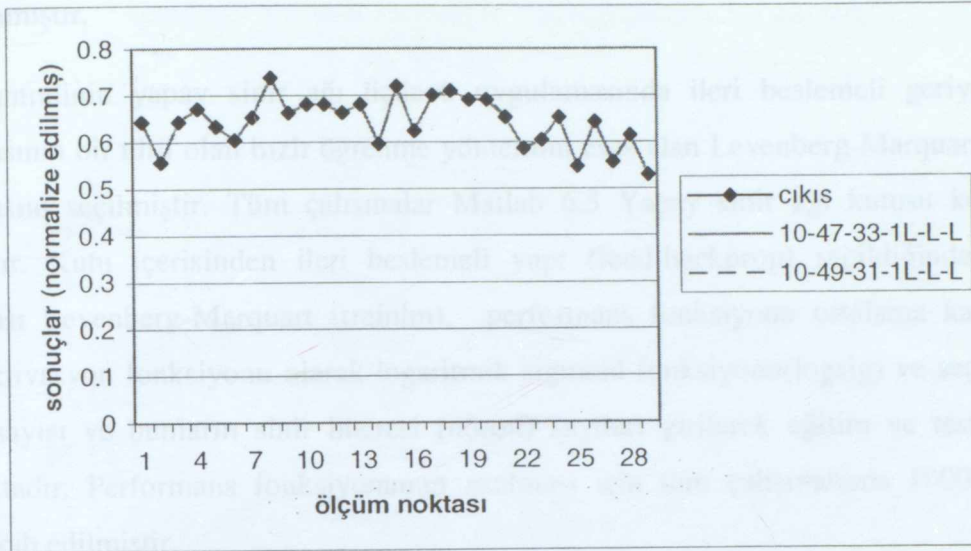


Şekil 3.6 Enerji santralinin YSA uygulama 1 sonuçlarının karşılaştırılması

3.4.2 Uygulama 2

İkinci uygulamada giriş için kullanılan veriler aynı kalmış ve bu sefer enerji santralinin toplam gücü hesaplanmaya çalışılmıştır. İlk çalışma 1348 veri eğitim kümesi ile yapılmış ikinci çalışma ise farklı 2495 veri eğitim kümesi ile yapılmıştır.

İkinci uygulamada da ileri beslemeli geriye yayılım algoritması seçilmiştir. Öğrenme algoritması olarak geriye yayılımın bir türü olan Levenberg-Marquart, performans fonksiyonu olarak ortalama karesel hata ve aktivasyon fonksiyonu olarak da logaritmik-sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır. Tüm işlemler 1000 iterasyon sayısına göre yapılmıştır. İkinci çalışmada da YSA eğitilirken giriş ve çıkış eğitim kümesi verilmiş daha sonra sistem test edilmiştir. Çizelge Ek 1.2 de ikinci çalışmada kullanılan sinir ağı modelleri ve standart sapma değerleri gösterilmektedir. En uygun sinir ağı modelini seçerken en düşük standart sapma değerini veren iki yapı bulunmaktadır. Bunlar ;10-47-33-1 LLL ve 10-49-31-1 LLL YSA yapılarıdır. Burada 10 girdiyi, 49 ara katmanda ki sinir hücre sayısını, 31 ikinci ara katmandaki sinir hücre sayısını, 1 çıktığı LLL ise katmanlar arasındaki aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir. Tüm yapıda logaritmik-sigmoid aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır. Şekil Ek 1.3 de 10-47-33-1 YSA yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.7 Enerji santralinin YSA uygulama 2 sonuçlarının karşılaştırılması

İlk çalışmada olduğu gibi ikinci çalışmada da YSA giriş ve çıkış olarak verilen eğitim kümesine göre sistemi öğrenmemiş ezberlemiştir. Şekil 3.7 de görüldüğü gibi her iki sinir ağı yapısı sonuçları karşılaştırıldığında sonuçlar yakın olarak gözükse de sistem test için girilen giriş ve çıkış değerlerine göre doğru sonuçlar üretememiştir. Bunun üzerine üçüncü çalışma için sistemin eğitimi esnasında test verilerinin de kullanılarak daha doğru sonuçlar yada kabul edilebilir yakınlıkta sonuçlar elde edileceği düşünülerek yeni yapay sinir ağı modelleri geliştirilmeye çalışılmıştır.

3.4.3 Uygulama 3

İkinci çalışmada kullanılan 2495 veri kümesinden 2477 adedi seçilerek 1991 adet veri kümesi sistemin eğitimi için 486 adedi ise sistemin testi için seçilmiştir. Test verileri tüm veriler içerisinde rastgele olarak seçilerek tespit edilmiştir. Bu konuda yapılan araştırmalarda genellikle eğitim kümesinin %20'sinin test için ayrıldığı görülmektedir enerji santralinin de 2477 verisinin yaklaşık %24'ü test verisi olarak ayrılmıştır.

Yapay sinir ağlarının uygulamaları bu çalışma tezinde gösterilirken elde edilen sonuçlar ve değerlendirmeleri yapılmıştır. YSA'ların bir takım kabul görmüş ön görüşleri tespit edilmiştir. Bunlar; giriş ve çıkış değerlerinin uygun olarak belirlenmesi gerekliliği ile mutlaka sistemin test edilmesi gerekliliğidir. Öyle ki ilk iki uygulamanın ilkinde dört türbinin gücünü ayrı ayrı olarak hesaplanması hedeflenmişken ikinci çalışmada toplam gücün hesaplanması hedeflenmiştir. İki uygulamada da sistemin eğitimi esnasında test verileri kullanılmamıştır. Eğitim sonuçları son derece güzel olmasına rağmen sistem test edildiği zaman doğru sonuçlar

bulunamamıştır.

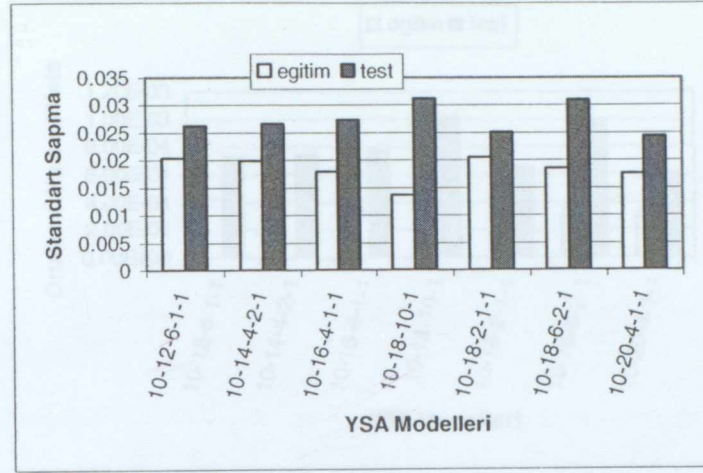
Enerji santralinin yapay sinir ağı üçüncü uygulamasında ileri beslemeli geriye yayılım algoritmasının bir türü olan hızlı öğrenme yöntemini esas alan Levenberg-Marquart öğrenme algoritmasını seçilmiştir. Tüm çalışmalar Matlab 6.5 Yapay sinir ağı kutusu kullanılarak yapılmıştır. Kutu içerisinden ileri beslemeli yapı (feed-backprop) seçildiğinde öğrenme algoritması Levenberg-Marquart (trainlm), performans fonksiyonu ortalama karesel hata (mse), aktivasyon fonksiyonu olarak logaritmik sigmoid fonksiyonu(logsig) ve seçilecek ara katman sayısı ve bunların sinir hücresi (nöron) sayıları girilerek eğitim ve test işlemleri yapılmaktadır. Performans fonksiyonunun azalması için tüm çalışmalarda 1000 iterasyon sayısı tercih edilmiştir.

İlk seçilen yapay sinir ağı yapısı tecrübelerle dayanılarak herhangi bir kıstasa bağlı kalınmadan girilmiş ve elde edilen sonuçlara göre katmanlar ve sinir hücre sayısı kimi zaman artırılarak kimi zamanda azaltılarak uygun sinir ağı yapısı tespit edilmeye çalışılmıştır. Buna göre elde edilen sinir ağı modellerinin eğitim ve test değerlerinin Denklem (3.3) ve Denklem (3.2) ye göre hesaplanan standart sapması ve ortalama karesel hataları Çizelge 3.1 de gösterilmiştir. Yine hesaplanan standart sapmaların ve ortalama karesel hataların analizi için Şekil 3.8, 3.9, 3.10 da eğitim ve test verilerinin hesaplanan standart sapmaları, Şekil 3.11, 3.12, 3.13 da eğitim ve test verilerinin hesaplanan ortalama karesel hataları gösterilmiştir.

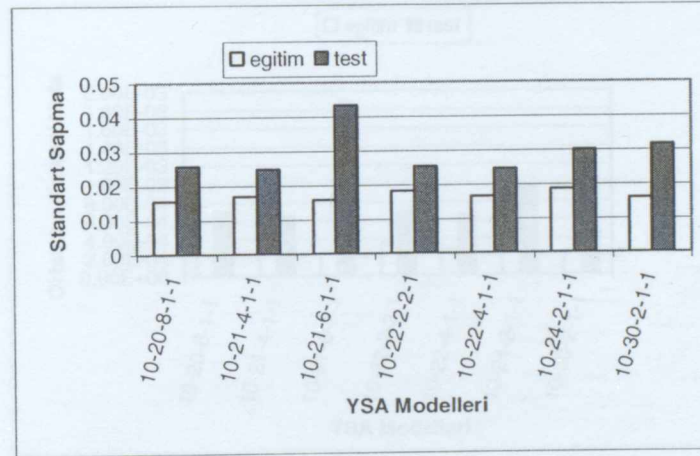
Çizelge 3.1 incelendiğinde test verilerinin en düşük standart sapma ve ortalama karesel hatasını veren yapay sinir ağı modeli 10-20-4-1-1 sinir ağı yapısıdır. Burada 10 girdiyi 20 ara katmandaki sinir hücresi sayısını, 4 ikinci ara katmandaki sinir hücre sayısını, 1 üçüncü ara katmandaki sinir hücre sayısını ve 1 çıkış katmanını ifade etmektedir. Eğitim verilerinin en düşük standart sapma ve ortalama karesel hatasını veren yapay sinir ağı modeli ise 10-47-33-1 sinir ağı yapısıdır. Bu model her ne kadar en düşük değeri verse de test değeri oldukça kötüdür. Bu nedenle bu modelde sinir ağı öğrenmemiş ezberlemiş durumdadır. En uygun modeli seçmek için en düşük hata değerini veren modeli belirlemek gerekir bunun için de hem eğitim hem de test sonuçlarının kabul edilebilir hata değerlerinde olması yeterli kabul edilmektedir. Bu yaklaşımla en uygun sinir ağı modellerini tespit edecek olursak hem test hem de eğitim sonuçlarına göre hesaplanan en optimum standart sapma ve ortalama karesel hata değerine sahip YSA modelleri ,10-22-4-1-1 ile 10-20-4-1-1 olarak değerlendirilmiştir. Şekil Ek 1.4 te 10-22-4-1-1 YSA yapısı gösterilmiştir. Bu iki yapay sinir ağı modelinin ölçülen değerlerle yapay sinir ağından elde edilen değerlerinin karşılaştırması Şekil 3.14 ve Şekil 3.15 te gösterilmiştir.

Çizelge 3.1 Enerji santralinin YSA uygulama 3 sonuçları

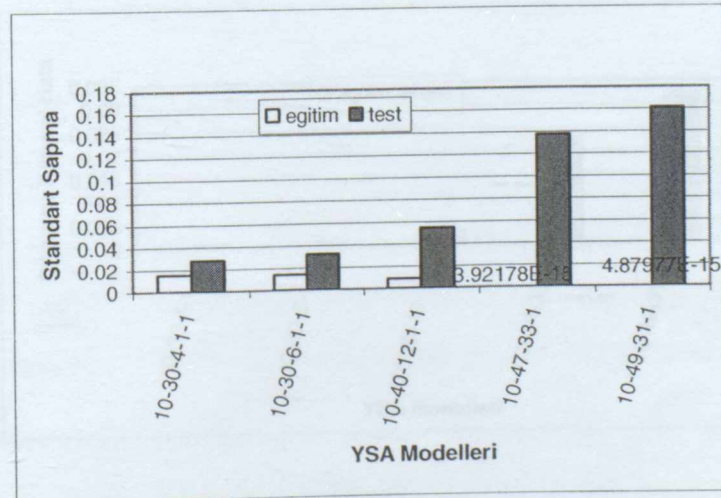
	OKH	σ	OKH (test)	σ (test)
10-12-6-1-1	4.31E-04	0.020336	7.25E-04	0.026239
10-14-4-2-1	0.000411	0.019884	7.49E-04	0.026684
10-16-4-1-1	0.000332	0.017886	7.83E-04	0.027284
10-18-10-1	1.93E-04	0.013699	0.001025	0.031211
10-18-2-1-1	4.36E-04	0.020448	0.000662	0.025091
10-18-6-2-1	3.53E-04	0.018444	0.001	0.030995
10-20-4-1-1	0.000319	0.017538	0.000622	0.024342
10-20-8-1-1	2.54E-04	0.015694	0.000702	0.025834
10-21-4-1-1	2.96E-04	0.016916	0.000647	0.024819
10-21-6-1-1	2.58E-04	0.015802	0.001868	0.04344
10-22-2-2-1	0.00035	0.018378	0.000683	0.025528
10-22-4-1-1	0.000282	0.016518	0.000641	0.024716
10-24-2-1-1	0.000359	0.018592	0.000967	0.03022
10-30-2-1-1	2.63E-04	0.015946	0.001043	0.031643
10-30-4-1-1	0.000232	0.014994	8.11E-04	0.027749
10-30-6-1-1	0.000192	0.013664	0.001112	0.032388
10-40-12-1-1	8.13E-05	0.008938	0.003199	0.054689
10-47-33-1	1.54E-29	3.92E-15	0.022952	0.137899
10-49-31-1	2.38E-29	4.88E-15	0.0323	0.161339



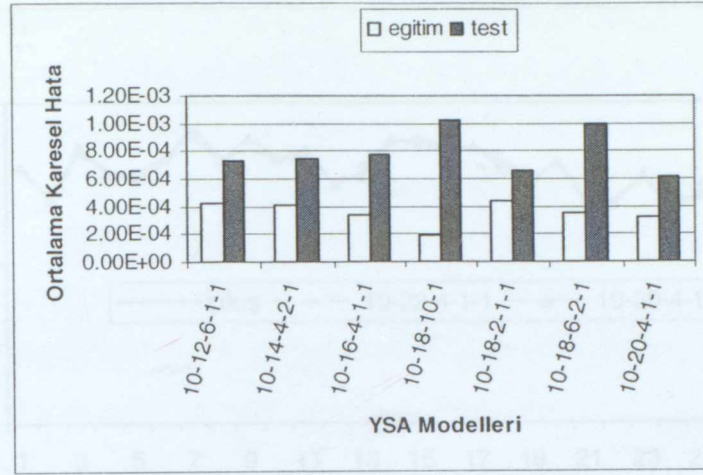
Şekil 3.8 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



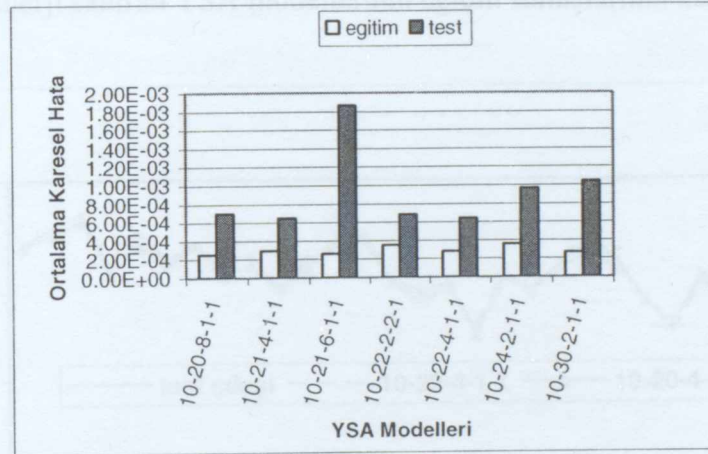
Şekil 3.9 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



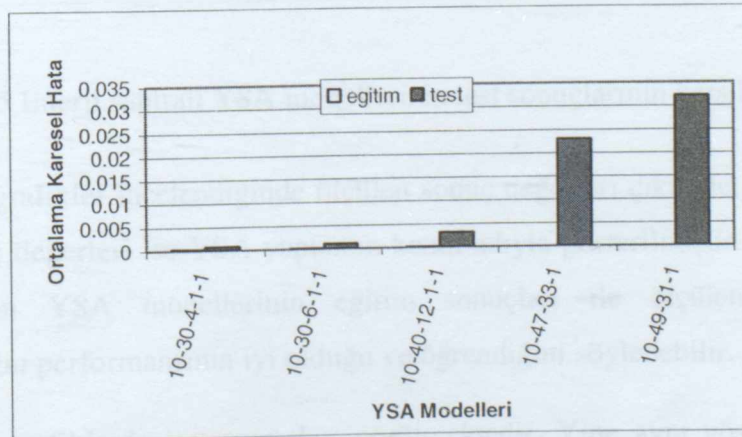
Şekil 3.10 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



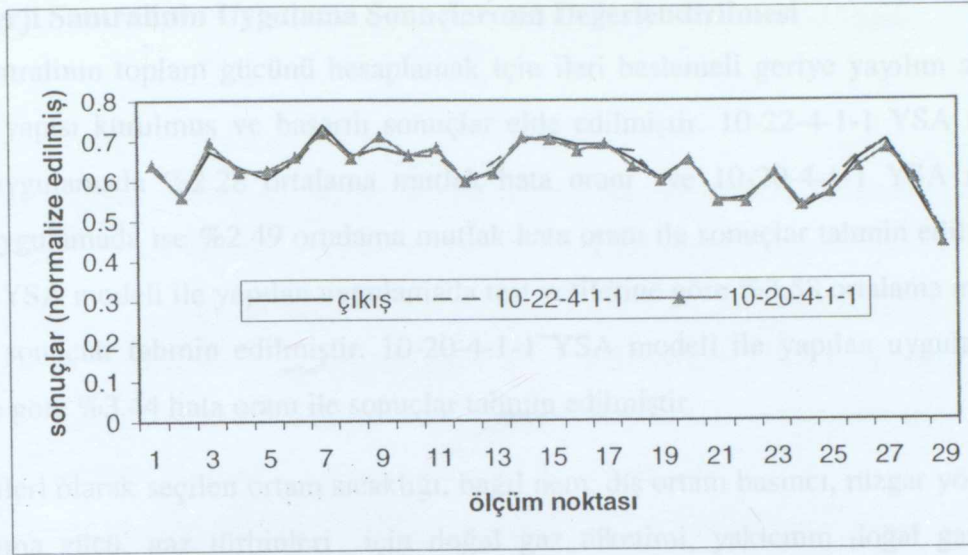
Şekil 3.11 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



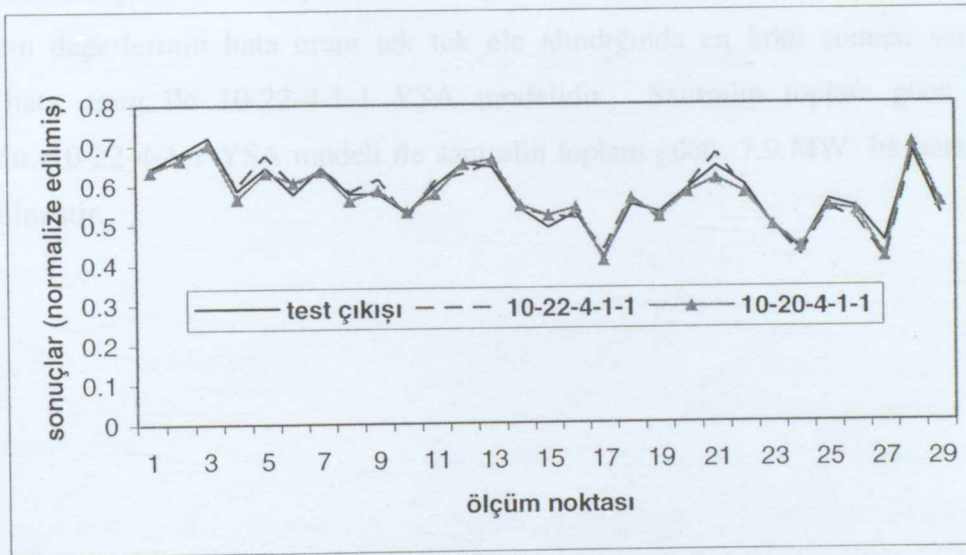
Şekil 3.12 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



Şekil 3.13 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



Şekil 3.14 Enerji santrali YSA modellerinin eğitim sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil 3.15 Enerji santrali YSA modellerinin test sonuçlarının karşılaştırılması

Şekil 3.14'de ki grafikler incelendiğinde ölçülen sonuç değerleri çıkış ile, YSA modelleri ile hesaplanan sonuç değerleri ise YSA yapısının kendi adıyla gösterilmiştir. (10-22-4-1-1 gibi) Enerji santralinin YSA modellerinin eğitim sonuçları ile ölçülen sonuç değerleri incelendiğinde ağırlık performansının iyi olduğu ve öğrendiğini söylenebilir.

Şekil 3.15'de ki grafiklerde test sonuçları görülmektedir. Yine aynı gösterim tarzı ile test çıkışı ölçülen çıkış değerini, YSA ile hesaplanan sonuç değerleri ise YSA yapılarının kendi adlarıyla belirtilmiştir. Enerji santralinin YSA modellerinin eğitim sonuçları ve test sonuçları incelendiğinde kurulan YSA modeli başarılı bir şekilde sonuçlar üretmiştir.

3.5 Enerji Santralinin Uygulama Sonuçlarının Değerlendirilmesi

Enerji santralının toplam gücünü hesaplamak için ileri beslemeli geriye yayılım algoritmalı bir YSA yapısı kurulmuş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. 10-22-4-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %2.28 ortalama mutlak hata oranı ve 10-20-4-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada ise %2.49 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir. 10-22-4-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada test verilerine göre %3.58 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir. 10-20-4-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada test verilerine göre %3.44 hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir.

Giriş verileri olarak seçilen ortam sıcaklığı, bağıl nem, dış ortam basıncı, rüzgar yönü ve hızı, ayırık ısıtma gücü, gaz türbinleri için doğal gaz tüketimi, yakıcının doğal gaz tüketimi değerleri ile santralin toplam gücünün tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Kurulan ağların performansı oldukça iyidir. YSA ile hesaplanan değerler ile ölçülen değerlerin karşılaştırılmaları Şekil 3.14 ve Şekil 3.15 de gösterilmiştir. Santralin YSA ile hesaplanan ve ölçülen tüm değerlerinin hata oranı tek tek ele alındığında en kötü sonucu veren %3.58 ortalama hata oranı ile 10-22-4-1-1 YSA modelidir. Santralin toplam gücü 220 MW civarındadır. 10-22-4-1-1 YSA modeli ile santralin toplam gücü 7.9 MW'lık hata değeri ile tahmin edilmiştir.

4. DİSEL GEMİ MOTORUNDA YAPAY SİNİR AĞI UYGULAMASI

4.1 Gemi Diesel Motoru

Bu çalışma tezinde gemide kullanılan bir Diesel motorunun YSA uygulaması çalışılmıştır. Kullanılan Diesel motoru dört zamanlı, motorin (Diesel yakıtı) kullanan V tipi, yüksek devirli bir makinadır. Diesel motorunun modeli 16 V 595 TE 90' dir. Bu ifade şekli ile 16 motorun silindir sayısını, V sıra tipini, 595 silindir hacmini, T turboşarjerli, E ara soğutuculu oluşunu, 9 deniz tipi olduğunu, 0 da motorun kendi içerisindeki model numarasını göstermektedir. Çizelge 4.1 de Diesel motorunun genel özellikleri gösterilmiştir.

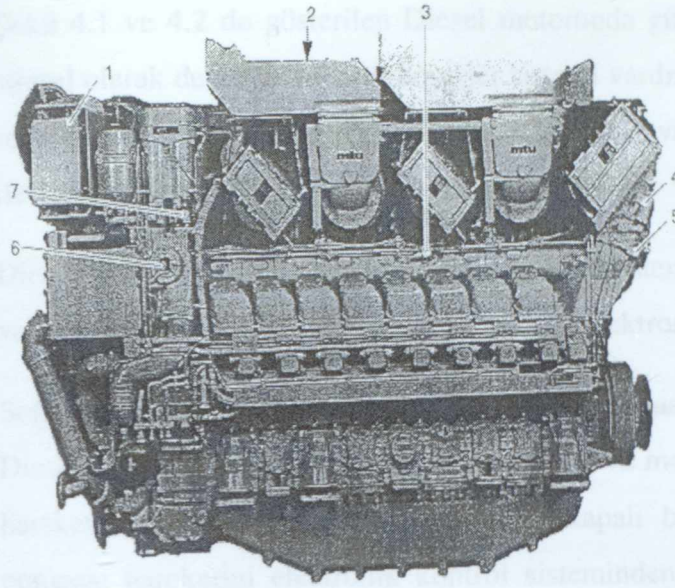
Çizelge 4.1 Diesel motorun özellikleri

Çalışma çevrimi	Dört zamanlı, tek yönlü
Yanma şekli	Direkt püskürtmeli
Süperşarj türü	Egzoz turboşarjeri, iki kademeli sırasal turboşarjer
Soğutma şekli	Su soğutmalı
Silindir dizilişi	72° V tipi
Çapı	190 mm
Piston boyu	210 mm
Silindir hacmi	5.95 l
Silindir sayısı	16
Toplam deplasman hacmi	95.3 l
Sıkıştırma oranı	11:1
Ortalama piston hızı	12.6 m/s

Motor, yüksek devirli bir makine olup maksimum devir sayısı 1900 rpm dir. Diesel motoru maksimum devir sayısındaki gücü yaklaşık 4280 Kw'dır.

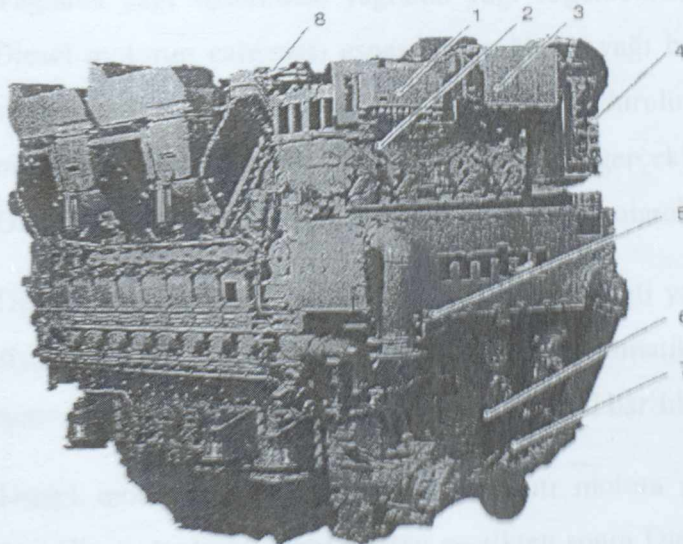
Diesel motor elektronik kontrol sistemi ile kontrol edilmektedir. Kontrol sisteminin işletme personeline sağladığı bir takım avantajlar bulunmaktadır. İşletme değerlerini personelin görmesini ve takip etmesini sağlar, değerlerin otomatik olarak saat başı kayıt altında tutarak çıktısını verir. İşletme personeline düşük veya yüksek değer olduğunda sesli ve görsel olarak kontrol sisteminden ikaz verir.

Diesel motor üzerine sıcaklık sensörleri ve basınç sensörleri monte edilmiştir. Bu sensörler vasıtasıyla kontrol sistemine bilgi akışı sağlanmaktadır. Şekil 4.1 ve Şekil 4.2 de Diesel motorunda sensörlerinin yeri gösterilmiştir.



- 1 Motor kontrol sistemi (ECS 595)
- 2 Soğutma suyu sıcaklığı
- 3 Silindir öncesi ölçülen dolgu havası sıcaklığı
- 4 Emme manifoldu havasını kesme mekanizması aktuatörü A tarafı (Emerjensi durdurma için)
- 5 Emme manifoldu havasını kesme mekanizması limit anahtarı A tarafı
- 6 Dolgu havasının soğutma sıcaklığını ayarlayan pompa
- 7 Soğutucudan sonra yakıt filtresinden önce yakıt sıcaklığı

Şekil 4.1 Diesel motor



- 1 Egzoz sıcaklığı ölçüm noktası
- 2 Yağlama yağı sıcaklığı
- 3 Basınç sensörleri ölçüm noktası
- 4 Motor kontrol sistemi (ECS 595)
- 5 Soğutucudan sonraki deniz suyu sıcaklığı
- 6 Motor devri
- 7 Soğutucudan önce deniz suyu sıcaklığı
- 8 Basınç devreleri için hızlı bağlantı elemanları

Şekil 4.2 Diesel motor

Şekil 4.1 ve 4.2 de gösterilen Diesel motorunda güç ihtiyacına göre dört adet iki kademeli sırasal olarak devreye giren turboşarjer sistemi vardır. Ana makina rolanti devri 500 rpm olup maksimum devri 1900 rpm'dir. Ana motorunun devamlı olarak kullanıldığı devir sayısı 1400 ile 1550 arasındadır.

Diesel motorun kısaca ana sistemleri; soğutma sistemi, yağlama yağı sistemi, ilk start sistemi, yakıt sistemi, egzoz ve turboşarjer sistemi ve elektronik kontrol sisteminden oluşmaktadır.

Soğutma sisteminde iki adet soğutma suyu pompası mevcuttur. İlk soğutma sistemi kabaca Diesel motorunun yağlama yağını, motorinini ve motor bloğunu soğutur. İlk sistemde pompa hareketini Diesel motor devrinden alır. Kapalı bir sistemdir. Soğutma sisteminin ikinci pompası hareketini elektronik kontrol sisteminden alır ve dolgu havası sistemini soğutur. Soğutma suyu miktarını ayarlayarak soğutma suyunun dolgu havası ara soğutucusundan geçirerek dolgu havasının sıcaklığını ayarlamaya çalışır. Soğutma suyu tatlı sudur ve içerisinde motor bloğunun pittingleşmesini ve suyun kireçlenmesini önleyecek korozif bir madde mevcuttur.

Diesel motorunun çalıştırılmadan önce ön yağlamasını yapan bir ön yağlama yağı pompası ve motor çalıştıktan sonra Dieselin hareketinden devir alan yağlama yağı pompası mevcuttur. Yağlama yağı sisteminde yağlama yağı soğutucusu, yağlama yağı filtreleri bulunmaktadır. Diesel motorun çalışması esnasında yağlama yağı basıncının düşmesi ile elektronik kontrol sistemi tarafından motor emerjensi olarak durdurulur. Motorun normal olarak durdurulması motorinin kesilmesi ile gavarör tarafından gerçekleşmektedir. Emerjensi durdurmada ise Diesel motorunun hava emiş klapeleri otomatik olarak kapanır.

Diesel motor yüksek basınçlı hava ile ilk hareketi yapılmaktadır. Motor üzerinde ilk hareket sistemi ile kontrol sisteminden oluşan iki pnömatik sistem mevcuttur. İlk hareket sistemi normalde 40 bar hava ile kontrol sistemi ise 10 bar'lık hava ile yapılır.

Diesel motorda kullanılan motorin yakıtı motora girmeden önce motorin seperatöründen geçirilir ve motorin filtrelerinden geçtikten sonra Diesel motora gelir. Her bir silindirin kendi yakıt pompası ve enjektörü mevcuttur. Enjektörler ünit tipindedir. Diesel motorunun gavarörü de hız gavarörü olup elektro hidrolik bir gavarördür.

Diesel motorunun üzerinde egzoz gazından hareketini alan dört adet iki kademeli turboşarjer bulunmaktadır. Turboşarjerler 38 krpm ile 44 krpm devir sayısında çalışmaktadırlar. Sırasal turboşarjer sistemi olduğundan Diesel motorunun güç ihtiyacına göre sıra ile elektronik

kontrol sistemi tarafından devreye girerler. Motor düşük devirlerde yaklaşık 850 rpm'e kadar tek turboşarjerle, 850 ile 1400 devir arasında iki turboşarjerle, 1400 ile 1600 devir arasında 3 turboşarjerle ve 1600 devirden sonra 4 turboşarjerle yol almaktadır. Aynı zamanda motorun rolanti devrinde silindir cut out sistemi mevcut olup 8 silindirde rolanti devrinde yanma olmamaktadır. Motorun tüm değerleri elektronik kontrol sistemi tarafından devamlı gözlenmektedir.

Motor kendi çalışma değerlerini işletme personelinin kontrol edebilmesini sağlamakta kimi zamanda dolgu havası sıcaklığının ayarlanması, yağlama yağının düşmesi ile motorun durdurulması, turboşarjerlerin sırası ile devreye girmesi gibi bazı işlemleri de kendiliğinden gerçekleştirmektedir. Aynı zamanda işletme personelinin girdilerini de Diesel motora uygulanmasını sağlamaktadır. Diesel motorunun çalıştırılması ve durdurulması, motor devrinin artırılması gibi. Çok kısa olarak Diesel motorunun çalışma şekli anlatılmaya çalışılmıştır.

Veriler Diesel motorunun 0 çalışma saatinden 1886 çalışma saatine kadar 3 yıllık bir süre içinde kayıt jurnalinden alınmıştır. Değerler çok geniş bir zamanda alınmıştır. Aralık 1998 tarihinden Aralık 2002 tarihine kadar olan süre içinde geminin seyir halinde giderken Diesel motorunun kayıt edilen değerleridir. Gemi tahrik sisteminde kullanılan Diesel motorunun hangi deniz şartlarında gittiği, ortam şartları, Diesel motorunun saatli bakım sistemine göre bakım periyotları dikkate alınmamıştır. Halihazırda bu girdilerin kayıtları da mevcut değildir. Bir de sistemin saat başı otomatik olarak çıktı alması nedeniyle anlık sürat değişimlerinde veya sensörlerde ki arızalar nedeniyle kayıt edilen bazı değerlerde hatalar mevcuttur.

4.2 Diesel Motorunun Sinir Ağı Yapısı

Diesel motorunun en uygun yapay sinir ağı modelini elde edebilmek için sırasıyla aşağıdaki adımlar doğrultusunda hareket edilmiştir.

- Ağın dahili topolojisinin belirlenmesi,
- Giriş ve çıkış değerlerinin uygun şekilde formüle edilmesi
- Ağda kullanılacak öğrenme algoritmasının ve öğrenme kuralının seçilmesi
- Ağda kullanılacak toplama ve aktivasyon fonksiyonunun belirlenmesi

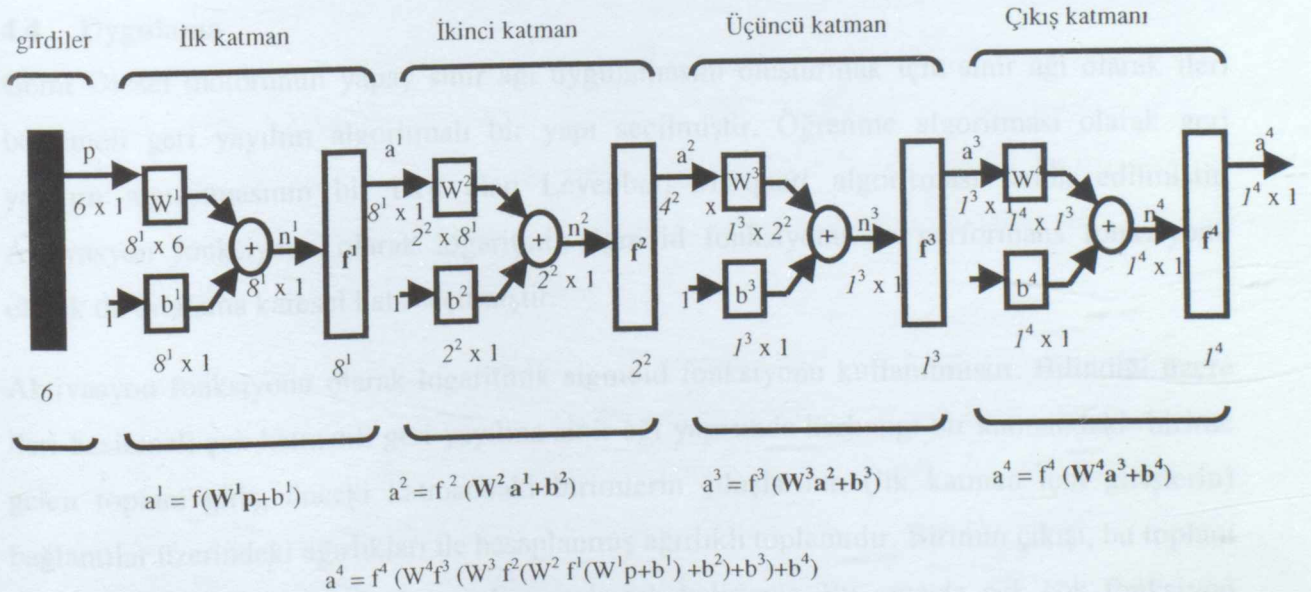
Gemi tahrik sisteminde kullanılan Diesel motor için çok katmanlı ileri beslemeli geriye yayılım algoritmali yapay sinir ağı modeli seçilmiştir. Öğrenme algoritması olarak geriye yayılım algoritmasının bir türü olan Levenberg-marquart algoritması kullanılmıştır. Aralık

1998 ile Aralık 2002 tarihleri arasında 3 yılda kayıt edilen 39 parametre için 510 ölçüm değeri bulunmaktadır. 3 yıllık süre ile kayıt edilen değerler içerisinde hatalı olduğu değerlendirilen veriler ayıklandıktan sonra Diesel motorunun 135 adet veri kümesi eğitim için 41 adet veri ise sistemin test edilmesi amacıyla kullanılmıştır. 41 adet test verisi toplam verilerin içerisinde rastgele olarak seçilmiştir. Geriye yayılım algoritmalarında kullanılan aktivasyon fonksiyonu olarak logaritmik-sigmoid fonksiyonu seçilmiş olup giriş ve çıkış verileri 0 ile 1 arasında kalacak şekilde normalize edilmiştir. Giriş ve çıkış verilerinin normalizasyonu için denklem (4.1) kullanılmıştır. (Kesgin, U., ve Heperkan, H. 2004)

$$\text{Normalize edilecek deęer} = \frac{\text{Gerçek deęer} - \text{Minimum deęer}}{\text{Maksimum deęer} - \text{Minimum deęer}} \cdot (\text{Yük.} - \text{Alç.}) + \text{Alç.} \quad (4.1)$$

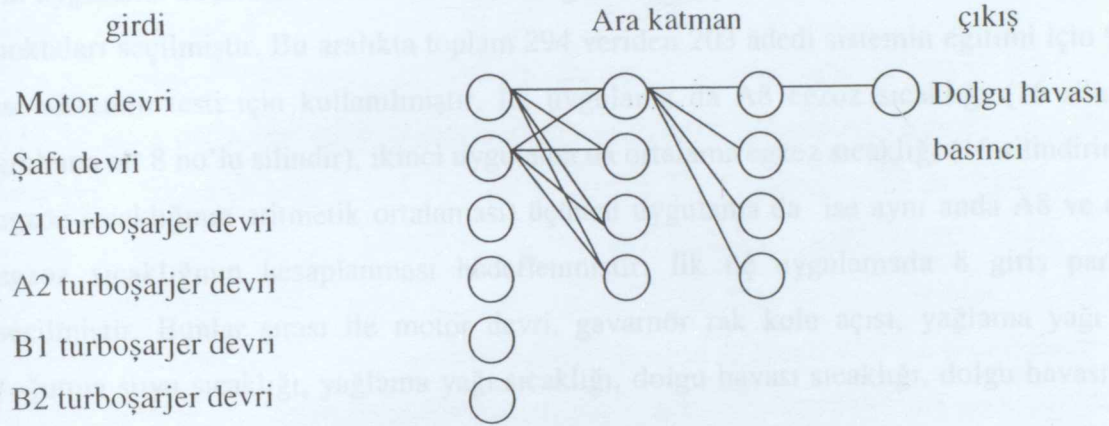
Parametrelerin yukarıdaki denkleme göre normalizasyonu için maksimum ve minimum değerler için değerlerin en büyük ve küçüğüne göre çalışma aralığı en üst ve alt taban belirlenerek kullanılmış Yüksek değer olarak 1, Alçak değer için ise 0 değeri alınmıştır. Buna göre değerler normalize edilmiştir.

Performans fonksiyonu olarak ise ortalama karesel hata kullanılmıştır.



4.3 Kullanılan Verilerin Belirlenmesi

Diesel motorunun YSA modelinde giriş parametresi olarak ana motor devri, şaft devri, A1 turboşarjer devri, A2 turboşarjer devri, B1 turboşarjer devri, B2 turboşarjer devri kullanılmıştır. 6 giriş parametresi kullanılarak dolgu havası basıncı hesaplanmak istenmiştir. Buna göre Şekil 4.4 de gemi Diesel motorunun giriş ve çıkış parametreleri gösterilmiştir.



Şekil 4.4 Diesel motor giriş çıkış parametrelerinin gösterimi

4.4 Uygulama

Gemi Diesel motorunun yapay sinir ağı uygulamasını oluşturmak için sinir ağı olarak ileri beslemeli geri yayılım algoritmali bir yapı seçilmiştir. Öğrenme algoritması olarak geri yayılım algoritmasının bir türü olan Levenberg-Marquart algoritması tercih edilmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak logaritmik-sigmoid fonksiyonu ve performans fonksiyonu olarak da ortalama karesel hata seçilmiştir.

Aktivasyon fonksiyonu olarak logaritmik sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır. Bilindiği üzere ileri beslemeli çok katmanlı geri yayılma sinir ağı yapısında herhangi bir katmandaki birime gelen toplam giriş, önceki katmandaki birimlerin çıkışlarının (ilk katman için girişlerin) bağlantılar üzerindeki ağırlıkları ile hesaplanmış ağırlıklı toplamıdır. Birimin çıkışı, bu toplam girişi lineer olmayan bir fonksiyondan geçirerek belirlenir. Bu amaçla pek çok fonksiyon kullanılmasına rağmen geri yayılma ağında en fazla tercih edilen, yakınsama şartını çoğunlukla sağladığından sigmoid fonksiyondur. Sigmoid fonksiyon monotonik sınırlı bir fonksiyondur ve lineer olmayan çıkışlar üretir Sigmoid fonksiyon herhangi bir katmandaki çıkışı 0 ile 1 değeri arasında sınırlamaktadır. Giriş çıkış verilerinin normalizasyonu,

yakınsama ve öğrenme işlemi açısından oldukça önemlidir. Sigmoid fonksiyonunun özelliğinden dolayı ağın çıkışı 0-1 arasında olmalıdır. Bununla birlikte giriş değişkenleri, sigmoid fonksiyonunun doymaya girmemesi için yeterince küçük tutulmalıdır. Bu sebeple, giriş çıkış verilerinin, ağ eğitilmeden önce normalize edilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada giriş çıkış verileri 0 ile 1 arasında kalacak şekilde Denklem (4.1)'e göre normalize edilmiştir. Gemi Diesel motorunda 6 YSA uygulaması yapılmıştır.

İlk uygulama da Diesel motorunun devrine göre 1400 rpm ile 1900 rpm arasında kalan ölçüm noktaları seçilmiştir. Bu aralıkta toplam 294 veriden 203 adedi sistemin eğitimi için 91 adedi ise sistemin testi için kullanılmıştır. İlk uygulama da A8 egzoz sıcaklığı (16 silindirin A grubuna ait 8 no'lu silindir), ikinci uygulama da ortalama egzoz sıcaklığı (16 silindirin silindir egzoz sıcaklığının aritmetik ortalaması) üçüncü uygulama da ise aynı anda A8 ve ortalama egzoz sıcaklığının hesaplanması hedeflenmiştir. İlk üç uygulamada 8 giriş parametresi seçilmiştir. Bunlar sırası ile motor devri, gavarnör rak kolu açısı, yağlama yağı basıncı, soğutma suyu sıcaklığı, yağlama yağı sıcaklığı, dolgu havası sıcaklığı, dolgu havası basıncı, soğutma suyu basıncıdır.

Dördüncü, beşinci ve altıncı uygulamalar da 176 veriden 135 adedi sistemin eğitimi için, 41 adedi ise sistemin testi için kullanılmıştır. Dördüncü uygulama da 6 giriş parametresi kullanılarak dolgu havası basıncının hesaplanması hedeflenmiştir. Bu YSA modelinde giriş parametresi olarak ana motor devri, şaft devri, A1 turboşarjer devri, A2 turboşarjer devri, B1 turboşarjer devri, B2 turboşarjer devri alınmıştır. Beşinci uygulama da ortalama egzoz sıcaklığının, altıncı uygulama da dolgu havası sıcaklığının hesaplanması hedeflenmiştir. Beşinci ve altıncı uygulamalar da giriş parametresi olarak motor devri, gavarnör rak kolu açısı ve deniz suyu sıcaklığı değerleri kullanılmıştır.

Sistemin eğitimi esnasında aynı zamanda eldeki verilerden bir kısmı da sistemin testi amacıyla kullanılmıştır. Test verileri tüm veriler içerisinde rastgele olarak seçilmiştir. Yapay sinir ağı olarak seçilen sistemin uygun çözüm olup olmadığını anlamak veya analiz edebilmek için Denklem (4.2) ile Denklem (4.3) kullanılmıştır. (Kesgin, U., ve Heperkan, H. 2004) Buna göre hem test verilerinin hem de eğitim verilerinin ortalama karesel hatasının karekökü ile buna bağlı standart sapmanın karekökü bulunarak değerlendirmeler yapılmıştır. Sinir ağının eğitimi için tüm denemelerde 1000 iterasyon yapılmıştır.

$$KOKH = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{E_i^2}{N}} \quad (4.2)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (E_i - KOKH)^2}{N}} \quad (4.3)$$

Denklemlerde yer alan E_i ; i 'nci giriş verisinin hata değeri, N ise toplam giriş verisi sayısıdır. ($i = 1,2,3,...,N$) σ , standart sapma değeridir.

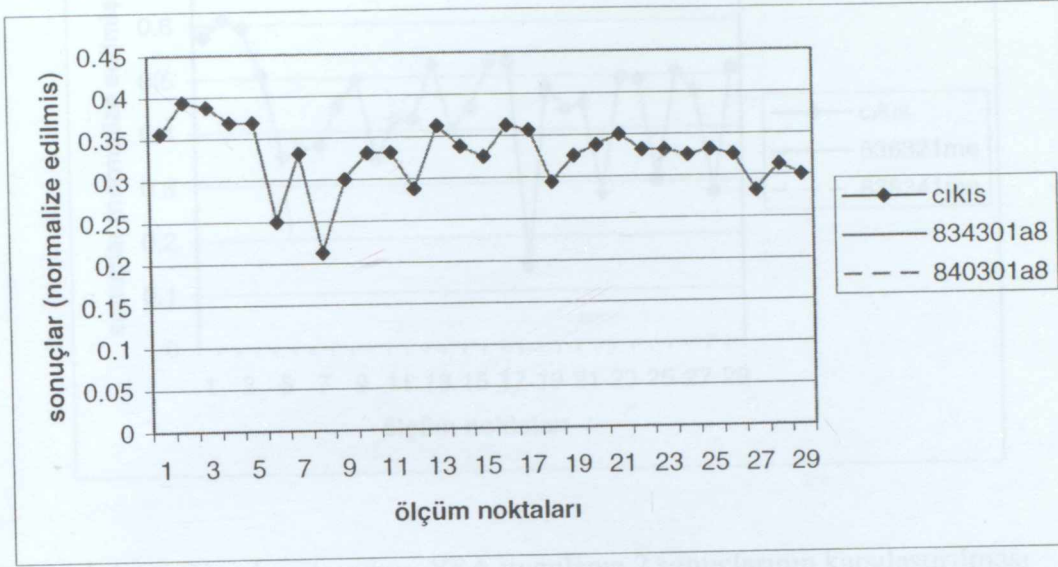
4.4.1 Uygulama 1

İlk uygulamada Diesel motorunun A8 silindir egzoz sıcaklığı hesaplanmıştır. Şekil Ek 2.1 de giriş ve çıkış parametreleri gösterilmiştir. Bu uygulama 203 adet veri kümesi ile eğitilmiş, 91 adet veri kümesi ile sistem test edilmiştir. Çizelge Ek 2.1 incelendiğinde toplam 20 sinir ağı yapısı denenmiş sonuçlar hesaplanarak standart sapmaları bulunmuştur. YSA sisteminin eğitimi sonucunda elde edilen standart sapmalar ile test sonucunda elde edilen standart sapmalar incelendiğinde YSA sisteminin öğrenmediği eğitim kümesine göre ezberlediği, test verileri girildiğinde doğru sonuçlar üretmediği görülmektedir. Şekil 4.5 de 8-34-30-1 a8 ve 8-40-30-1 a8 YSA yapısının sonuçları gösterilmiştir. Burada 8 girdiyi, 34 ise ara katmandaki sinir hücre (nöron) sayısını, 30 ise ikinci ara katmandaki sinir hücre sayısını 1 ise çıktığı, a8 ise A grubu 8 numaralı silindirin egzoz sıcaklığını göstermektedir. Şekil Ek 2.6 da 8-34-30-1 a8 YSA yapısı gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ölçülerek elde edilen çıkış değerleri ile yapay sinir ağı ile hesaplanan sonuçların yakın olduğu gözükmemektedir. Sistemin test edilmesi ile birlikte test sonuçlarının uygun olmadığı görülmüştür. Şekil Ek 2.12 de test sonuçları gösterilmiştir.

Bu durumda YSA sisteminin öğrenmediği giriş ve çıkış eğitim kümelerine göre ezberlediği test giriş ve çıkış eğitim kümeleri girildiğinde sistemin yanlış sonuçlar ürettiği görülmüştür. Tüm işlemler 1000 iterasyon sayısına göre yapılmıştır.

4.4.2 Uygulama 2

Diesel motorunun en uygun sinir ağı yapısını bulabilmek için çalışmaya devam edilmiştir. İkinci çalışmada giriş için kullanılan veriler aynı kalmış ve bu sefer motorun ortalama egzoz sıcaklığı hesaplanmaya çalışılmıştır. Şekil Ek 2.2 de giriş çıkış parametreleri gösterilmiştir. Çizelge Ek 2.2 de ikinci çalışmada kullanılan sinir ağı modelleri ve standart sapma değerleri gösterilmektedir. Toplam 20 sinir ağı yapısı denenmiş sonuçlar hesaplanarak standart sapmaları bulunmuştur. YSA sisteminin eğitimi sonucunda elde edilen standart sapmalar ile test sonucunda elde edilen standart sapmalar incelendiğinde YSA sisteminin öğrenmediği



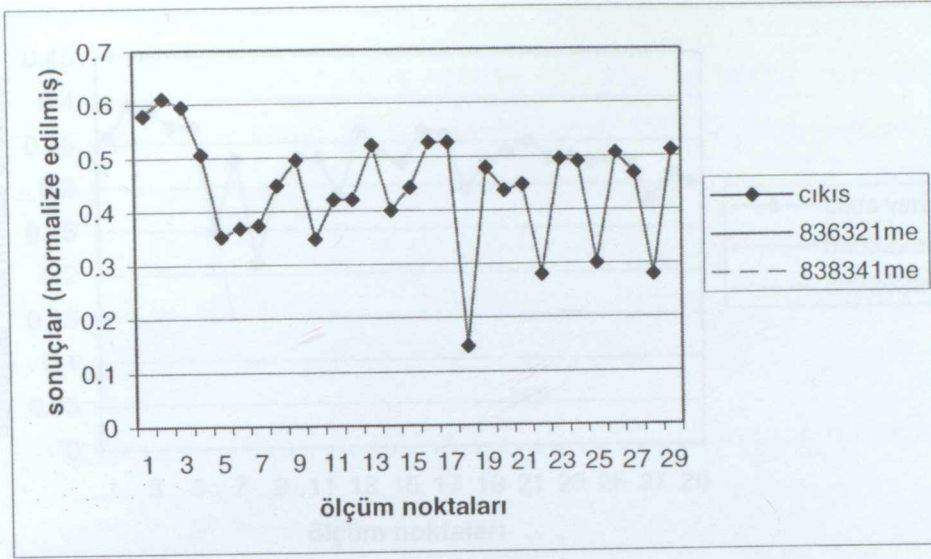
Şekil 4.5 Diesel motorunun YSA uygulama 1 sonuçlarının karşılaştırılması

eğitim kümesine göre ezberlediği test verileri girildiğinde doğru sonuçlar üretemediği gözükmektedir. Şekil 4.6 da 8-36-32-1 me ve 8-38-34-1 me YSA yapısının sonuçları gösterilmiştir. Burada 8 girdiyi, 36 ise ara katmandaki sinir hücre (nöron) sayısını, 32 ise ikinci ara katmandaki sinir hücre sayısını 1 ise çıktıyı, me ise 16 silindirin egzoz sıcaklıklarının aritmetik ortalamasını göstermektedir. Şekil Ek 2.7 de 8-36-32-1 me YSA yapısı gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ölçülerek elde edilen çıkış değerleri ile yapay sinir ağı ile hesaplanan sonuçların yakın olduğu gözükmektedir. Sistemin test edilmesi ile birlikte test sonuçlarının uygun olmadığı görülmüştür. Şekil Ek 2.13 de test sonuçları gösterilmiştir.

İlk çalışmada olduğu gibi ikinci çalışmada da YSA giriş ve çıkış olarak verilen eğitim kümesine göre sistemi öğrenmemiş ezberlemiştir. Şekil 4.6 da görüldüğü gibi her iki sinir ağı yapısı sonuçları karşılaştırıldığında sonuçlar yakın olarak gözükse de sistem test için girilen giriş ve çıkış değerlerine göre doğru sonuçlar üretememiştir.

4.4.3 Uygulama 3

Üçüncü çalışmada da giriş için kullanılan veriler aynı kalmış ve bu sefer motorun A8 silindiri ile ortalama egzoz sıcaklığı hesaplanmaya çalışılmıştır. Şekil Ek 2.3 de giriş çıkış parametreleri gösterilmiştir. Çizelge Ek 2.3 de üçüncü çalışmada kullanılan sinir ağı modelleri ve standart sapma değerleri gösterilmektedir. Toplam 17 sinir ağı yapısı denenmiş sonuçlar



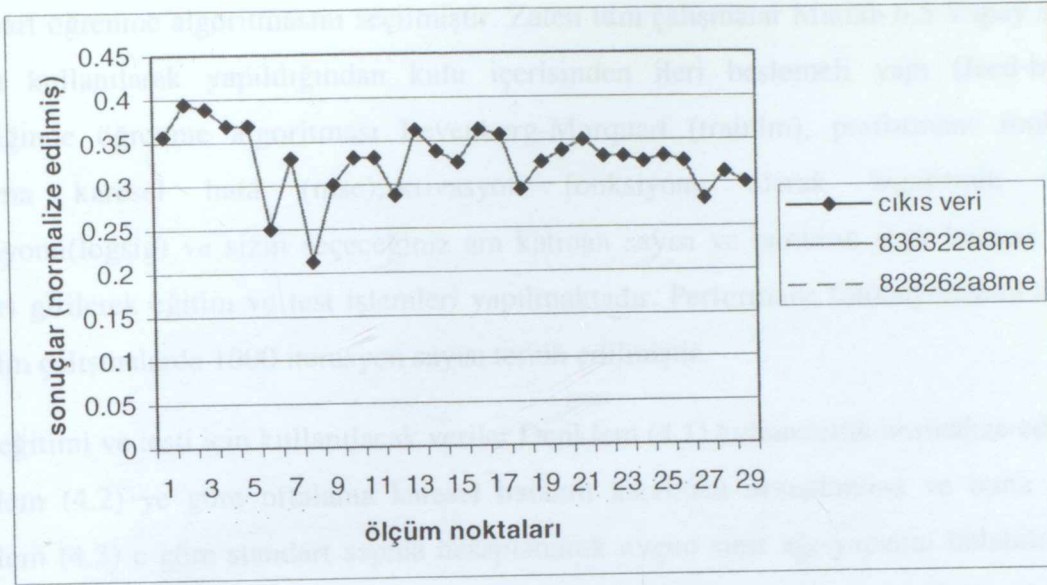
Şekil 4.6 Diesel motorunun YSA uygulama 2 sonuçlarının karşılaştırılması

hesaplanarak standart sapmaları bulunmuştur. YSA sisteminin eğitimi sonucunda elde edilen standart sapmalar ile test sonucunda elde edilen standart sapmalar incelendiğinde YSA sisteminin öğrenmediği eğitim kümesine göre ezberlediği test verileri girildiğinde doğru sonuçlar üretmediği görülmektedir. Şekil 4.7 de 8-36-32-2 a8me ve 8-28-26-2 a8me YSA yapısının sonuçları gösterilmiştir. Burada 8 girdiyi, 36 ise ara katmandaki sinir hücre (nöron) sayısını, 32 ise ikinci ara katmandaki sinir hücre sayısını 2 ise çıktığı, a8 ise 8 numaralı A grubu egzoz sıcaklığını, me ise 16 silindirin egzoz sıcaklıklarının aritmetik ortalamasını göstermektedir. Şekil Ek 2.8 de 8-36-32-2 a8me YSA yapısı gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ölçülerek elde edilen çıkış değerleri ile yapay sinir ağı ile hesaplanan sonuçların yakın olduğu gözükmemektedir. Sistemin test edilmesi ile birlikte test sonuçlarının uygun olmadığı görülmüştür. Şekil Ek 2.14 de test sonuçları gösterilmiştir.

Üçüncü çalışmada da YSA giriş ve çıkış olarak verilen eğitim kümesine göre sistemi öğrenmemiş ezberlemiştir. Şekil 4.7 de görüldüğü gibi her iki sinir ağı yapısı sonuçları karşılaştırıldığında sonuçlar yakın olarak gözükse de sistem test için girilen giriş ve çıkış değerlerine göre doğru sonuçlar üretememiştir.

4.4.4 Değerlendirme

Diesel motorun ilk üç uygulamalarından YSA da kullanılacak verilerin doğru ve etkin olarak seçilmesi gerektiği, giriş ve çıkış parametrelerinin eğitim kümesinin doğru olarak seçilmesi gerekliliği tespit edilmiştir. Sistemin eğitimi esnasında test verilerinin de kullanılarak daha



Şekil 4.7 Diesel motorunun YSA uygulama 3 sonuçlarının karşılaştırılması

doğru sonuçlar yada kabul edilebilir yakınlıkta sonuçlar elde edileceği düşünülerek yeni yapay sinir ağı modelleri geliştirilmeye çalışılmıştır. İkinci bölümde kullanılan 176 veri kümesinden 135 veri kümesi sistemin eğitimi için 41 adedi ise sistemin testi için seçilmiştir. Test verileri tüm veriler içerisinde rastgele olarak seçilerek tespit edilmiştir. Bu konuda yapılan araştırmalarda genellikle eğitim kümesinin %20 sinin test için ayrıldığı görülerek Diesel motorda 135 verinin yaklaşık %30 u test verisi olarak ayrılmıştır.

Yapay sinir ağlarının uygulamaları bu çalışma tezinde gösterilirken elde edilen sonuçlar ve değerlendirmeleri yapılmıştır. YSA'ların bir takım kabul görmüş ön görüleri tespit edilmiştir. Bunlar; giriş ve çıkış değerlerinin uygun olarak belirlenmesi gerekliliği ile mutlaka sistemin test edilmesi gerekliliğidir. Öyle ki ilk üç uygulamada önce A8 egzoz sıcaklığının hesaplanması hedeflenmişken, ikinci uygulama da ortalama egzoz sıcaklığı ve üçüncü uygulama da ise A8 silindir ile ortalama egzoz sıcaklığının hesaplanması hedeflenmiştir. YSA uygulamalarının eğitim sonuçları son derece güzel olmasına rağmen sistem test edildiği zaman doğru sonuçlar bulunamamıştır. Bu da sistemin öğrenmediğini ezberlediğini göstermiştir. Bunun sonucunda eğitim kümesi içerisinde hatalı olarak tespit edilen değerler bir işletmeci personel gözüyle ayıklanmıştır.

4.4.5 Uygulama 4

Diesel motorunun yapay sinir ağı uygulamasında dördüncü çalışmada yine ileri beslemeli geriye yayılım algoritmasının bir türü olan hızlı öğrenme yöntemini esas alan Levenberg-

Marquart öğrenme algoritmasını seçilmiştir. Zaten tüm çalışmalar Matlab 6.5 Yapay sinir ağı kutusu kullanılarak yapıldığından kutu içerisinde ileri beslemeli yapı (feed-bacprop) seçildiğinde öğrenme algoritması Levenberg-Marquart (trainlm), performans fonksiyonu ortalama karesel hata (mse), aktivasyon fonksiyonu olarak logaritmik sigmoid fonksiyonu(logsig) ve sizin seçeceğiniz ara katman sayısı ve bunların sinir hücresi (nöron) sayıları girilerek eğitim ve test işlemleri yapılmaktadır. Performans fonksiyonunun azalması için tüm çalışmalarda 1000 iterasyon sayısı tercih edilmiştir.

Ağın eğitimi ve testi için kullanılacak veriler Denklem (4.1) kullanılarak normalize edilmiştir. Denklem (4.2) ye göre ortalama karesel hatanın karekökü hesaplanmış ve buna göre de Denklem (4.3) e göre standart sapma hesaplanarak uygun sinir ağı yapısını bulabilmek için çalışılmıştır. Amaç eğitim kümesi ile test için kullanılan verilerin standart sapması ile ortalama karesel hatasının minimum değerini tespit etmek olmuştur. İlk seçilen yapay sinir ağı yapısı tecrübelerle dayanılarak herhangi bir kıstasa bağlı kalınmadan girilmiş ve elde edilen sonuçlara göre katmanlar ve sinir hücre sayısı kimi zaman artırılarak kimi zamanda azaltılarak uygun sinir ağı yapısı tespit edilmeye çalışılmıştır.

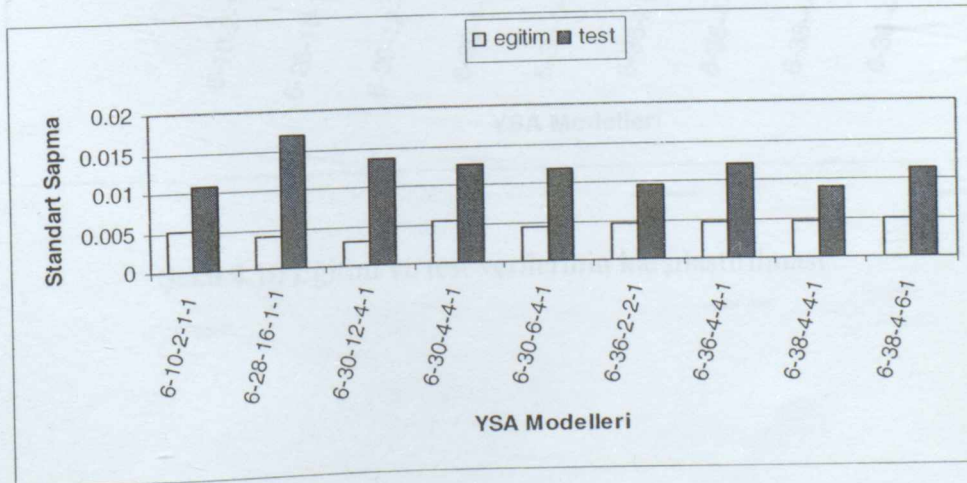
Dördüncü uygulamada 6 giriş parametresi kullanılarak dolgu havası basıncının hesaplanması hedeflenmiştir. Bu YSA modelinde giriş parametresi olarak ana motor devri, şaft devri, A1 turboşarjer devri, A2 turboşarjer devri, B1 turboşarjer devri, B2 turboşarjer devri alınmıştır. Şekil 4.4 giriş çıkış parametreleri gösterilmiştir. Buna göre kurulan sinir ağı modellerinin eğitim ve test değerlerinin Denklem (4.3) ve Denklem (4.2) ye göre hesaplanan standart sapması ve ortalama karesel hataları Çizelge 4.2 de gösterilmiştir. Yine hesaplanan standart sapmaların ve ortalama karesel hataların analizi için Şekil 4.8, 4.9 da eğitim ve test verilerinin hesaplanan standart sapmaları, Şekil 4.10, 4.11 de eğitim ve test verilerinin hesaplanan ortalama karesel hataları gösterilmiştir.

Çizelge 4.2 incelendiğinde test verilerinin en düşük standart sapma ve ortalama karesel hatasını veren yapay sinir ağı modeli 6-4-8-1-1 sinir ağı yapısıdır. Burada 6 girdiyi 4 ara katmandaki sinir hücresi sayısını, 8 ikinci ara katmandaki sinir hücre sayısını, 1 üçüncü ara katmandaki sinir hücre sayısını ve 1 çıkış katmanını ifade etmektedir. Eğitim verilerinin en düşük standart sapma ve ortalama karesel hatasını veren yapay sinir ağı modeli ise 6-30-12-4-1 sinir ağı yapısıdır. Bu model her ne kadar en düşük değeri verse de test değeri daha düşük olan sinir ağı yapıları mevcuttur. En uygun modeli seçmek için en düşük hata değerini veren sonuç değerini bulmaktansa hem eğitim hem de test sonuçlarının kabul edilebilir hata değerlerinde olması yeterli kabul edilmektedir. Bu yaklaşımla en uygun sinir ağı modellerini

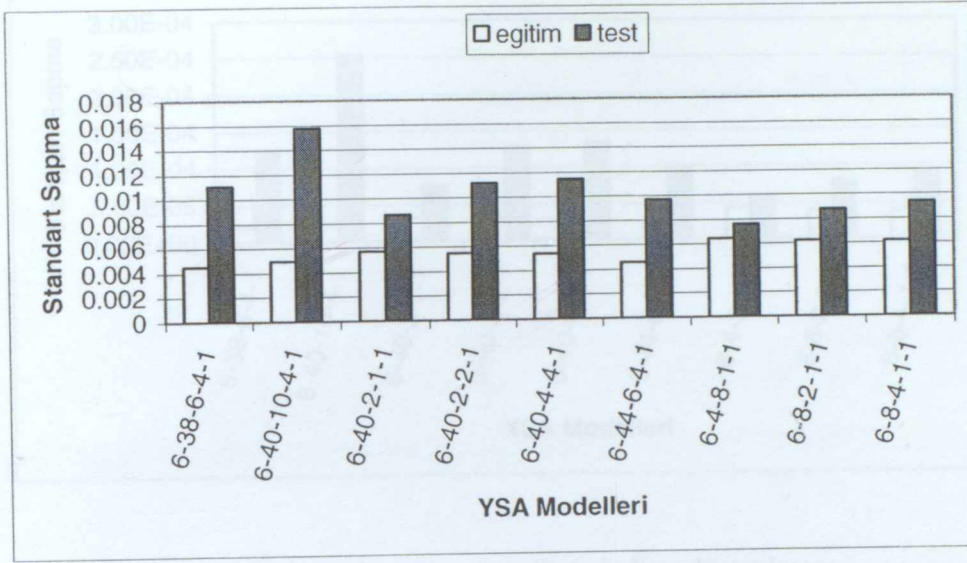
Çizelge 4.2 Diesel motorunun YSA uygulama 4 sonuçları (Dolgu havası basıncı)

	OKH	σ	OKH (test)	σ (test)
6-10-2-1-1	2.58E-05	0.005054	0.000118	0.010766
6-28-16-1-1	1.68E-05	0.004084	2.94E-04	0.016889
6-30-12-4-1	9.57E-06	0.003084	1.88E-04	0.013528
6-30-4-4-1	2.93E-05	0.005384	1.59E-04	0.01245
6-30-6-4-1	1.91E-05	0.00435	0.000144	0.011876
6-36-2-2-1	2.05E-05	0.004511	9.38E-05	0.009593
6-36-4-4-1	2.24E-05	0.00471	0.000146	0.011951
6-38-4-4-1	2.24E-05	0.00471	8.06E-05	0.008898
6-38-4-6-1	2.46E-05	0.004931	0.000129	0.011234
6-38-6-4-1	2.06E-05	0.004521	0.000126	0.011083
6-40-10-4-1	2.50E-05	0.004976	0.000255	0.015741
6-40-2-1-1	3.29E-05	0.005703	7.67E-05	0.008683
6-40-2-2-1	3.06E-05	0.005502	0.000128	0.011179
6-40-4-4-1	2.95E-05	0.005403	0.000134	0.011434
6-44-6-4-1	2.11E-05	0.004575	9.53E-05	0.009669
6-4-8-1-1	4.24E-05	0.006469	5.92E-05	0.007637
6-8-2-1-1	3.93E-05	0.006228	7.88E-05	0.008797
6-8-4-1-1	3.85E-05	0.006168	8.97E-05	0.009383

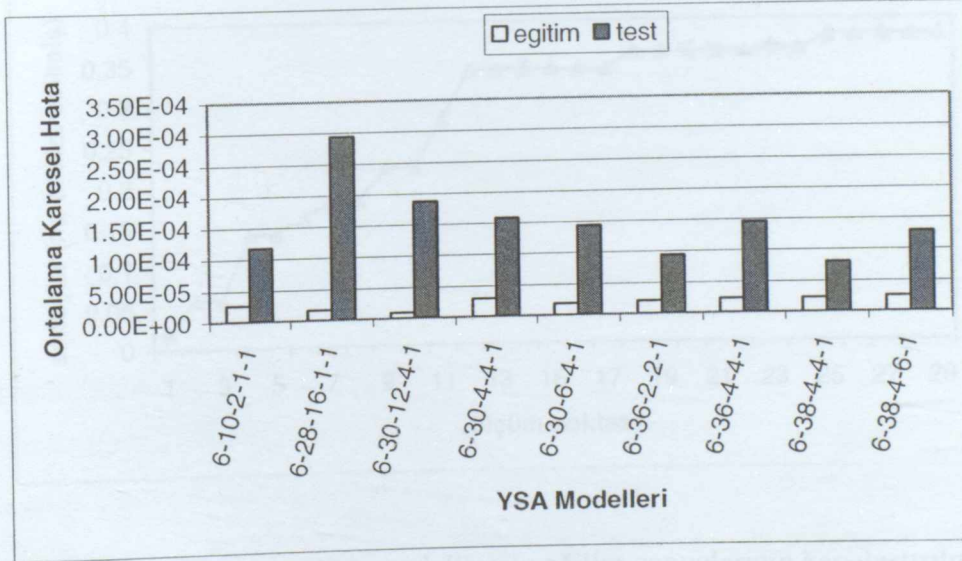
tespit edecek olursak hem test hem de eğitim sonuçlarına göre hesaplanan en optimum standart sapma ve ortalama karesel hata değerine sahip YSA modelleri ,6-8-2-1-1 ile 6-38-4-4-1 olarak değerlendirilmiştir.Şekil Ek 2.9 da 6-8-2-1-1 YSA yapısı gösterilmiştir. Bu iki yapay sinir ağı modelinin ölçülen değerlerle yapay sinir ağından elde edilen değerlerinin karşılaştırması Şekil 4.12 ve Şekil 4.13' te gösterilmiştir.



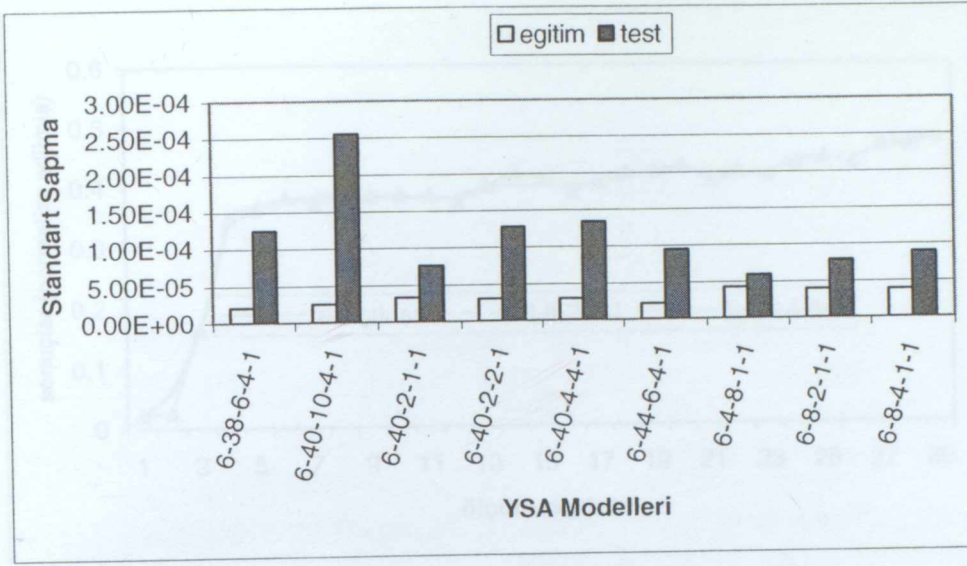
Şekil 4.8 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



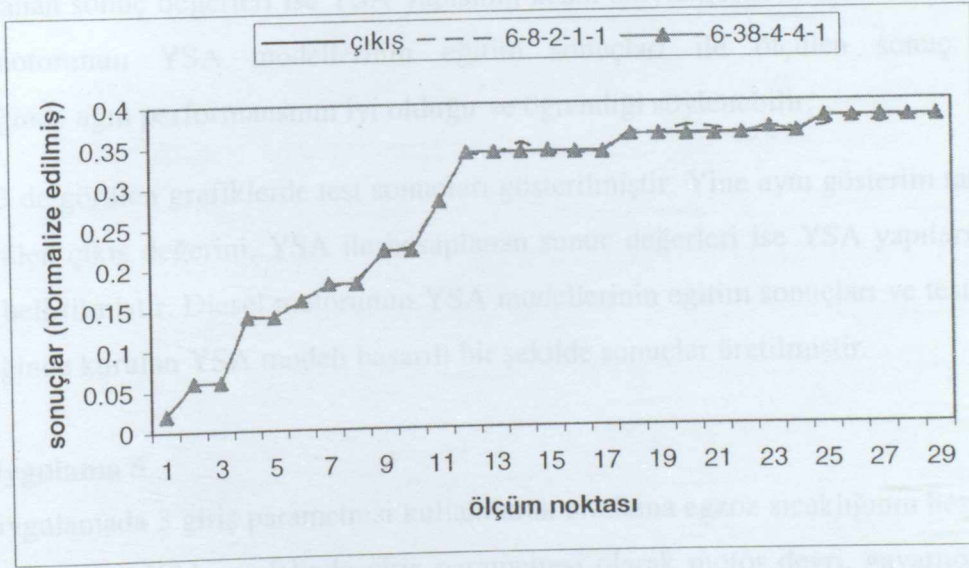
Şekil 4.9 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



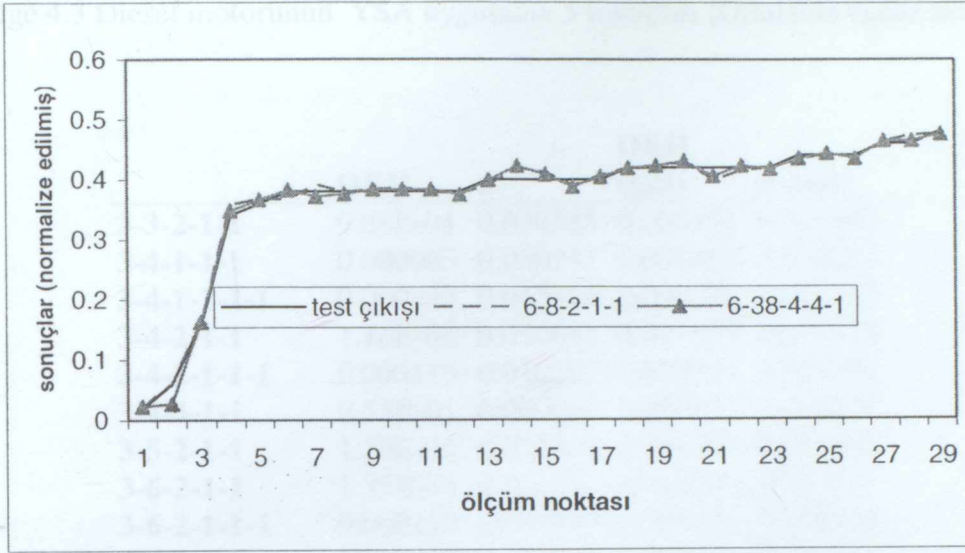
Şekil 4.10 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



Şekil 4.11 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



Şekil 4.12 Diesel motor YSA modellerinin eğitim sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil 4.13 Diesel motor YSA modellerinin test sonuçlarının karşılaştırılması

Şekil 4.12 görülen grafikler incelendiğinde ölçülen sonuç değerleri çıkış ile, YSA modelleri ile hesaplanan sonuç değerleri ise YSA yapısının kendi adıyla gösterilmiştir. (6-8-2-1-1 gibi) Diesel motorunun YSA modellerinin eğitim sonuçları ile ölçülen sonuç değerleri incelendiğinde ağın performansının iyi olduğu ve öğrendiği söylenebilir.

Şekil 4.13 de görülen grafiklerde test sonuçları gösterilmiştir. Yine aynı gösterim tarzı ile test çıkışı ölçülen çıkış değerini, YSA ile hesaplanan sonuç değerleri ise YSA yapılarının kendi adlarıyla belirtilmiştir. Diesel motorunun YSA modellerinin eğitim sonuçları ve test sonuçları incelendiğinde kurulan YSA modeli başarılı bir şekilde sonuçlar üretilmiştir.

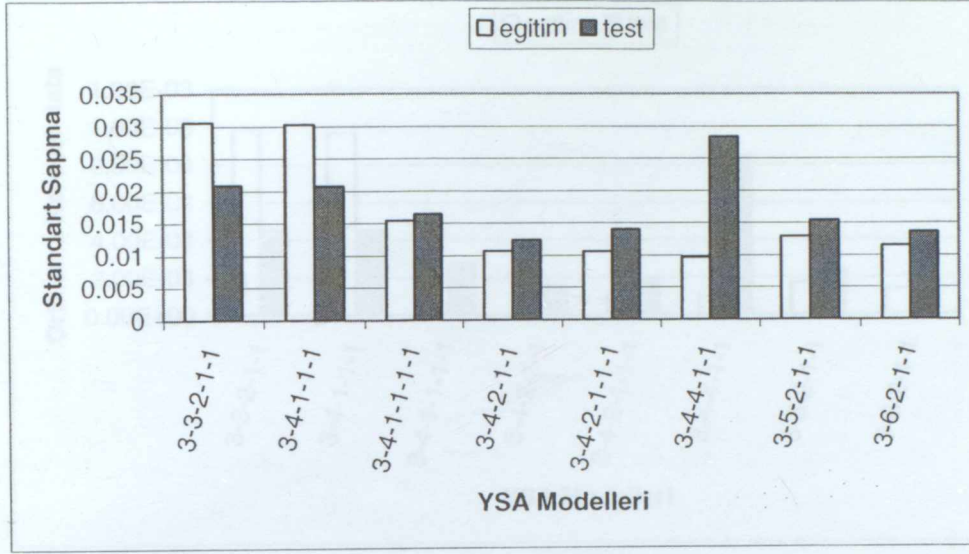
4.4.6 Uygulama 5

Beşinci uygulamada 3 giriş parametresi kullanılarak ortalama egzoz sıcaklığının hesaplanması hedeflenmiştir. Bu YSA modelinde giriş parametresi olarak motor devri, gavarınör rak kolu açısı ve deniz suyu sıcaklığı değerleri alınmıştır. Şekil Ek 2.4 de giriş çıkış parametreleri gösterilmiştir. Buna göre kurulan sinir ağı modellerinin eğitim ve test değerlerinin Denklem (4.3) ve Denklem (4.2) ye göre hesaplanan standart sapması ve ortalama karesel hataları Çizelge 4.3 de gösterilmiştir. Yine hesaplanan standart sapmaların ve ortalama karesel hataların analizi için Şekil 4.14, 4.15 da eğitim ve test verilerinin hesaplanan standart sapmaları, Şekil 4.16, 4.17 de eğitim ve test verilerinin hesaplanan ortalama karesel hataları gösterilmiştir.

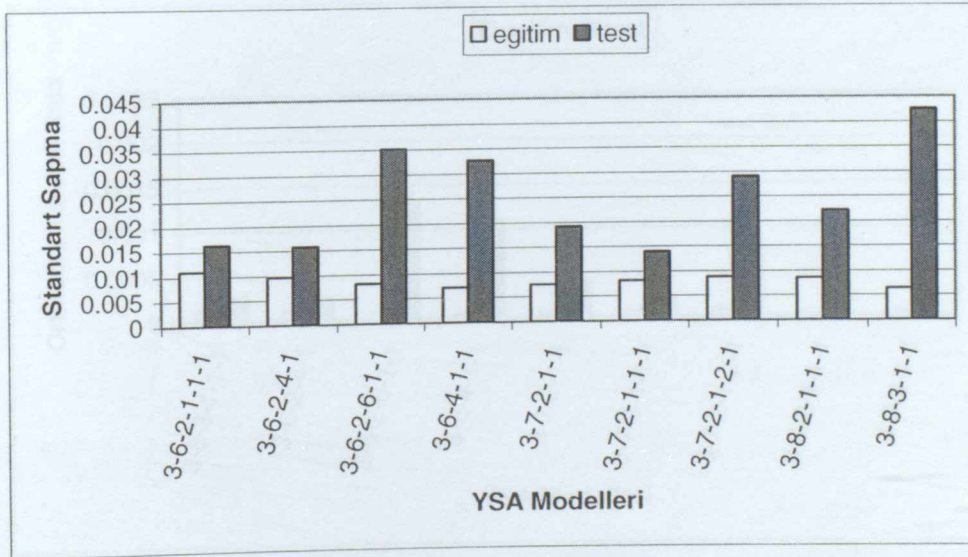
Çizelge 4.3 Diesel motorunun YSA uygulama 5 sonuçları (Ortalama egzoz sıcaklığı)

	OKH	σ	OKH (test)	σ (test)
3-3-2-1-1	9.88E-04	0.030585	0.000453	0.020862
3-4-1-1-1	0.000965	0.030251	0.000452	0.020823
3-4-1-1-1-1	0.000244	0.015396	0.000278	0.016403
3-4-2-1-1	1.16E-04	0.010648	0.000159	0.012434
3-4-2-1-1-1	0.000115	0.010592	0.000201	0.013994
3-4-4-1-1	9.53E-05	0.009667	0.000837	0.028337
3-5-2-1-1	1.70E-04	0.012873	0.000244	0.015383
3-6-2-1-1	1.36E-04	0.01152	0.000189	0.01357
3-6-2-1-1-1	0.000123	0.010976	0.000276	0.016378
3-6-2-4-1	9.68E-05	0.009745	0.000259	0.015831
3-6-2-6-1-1	6.85E-05	0.008211	0.001304	0.035156
3-6-4-1-1	5.23E-05	0.007183	1.10E-03	0.032647
3-7-2-1-1	5.77E-05	0.007536	0.00038	0.019168
3-7-2-1-1-1	6.76E-05	0.008154	0.000203	0.014057
3-7-2-1-2-1	7.84E-05	0.008776	0.000883	0.029109
3-8-2-1-1-1	7.38E-05	0.008515	0.00051	0.022198
3-8-3-1-1	4.02E-05	0.006299	0.001909	0.042479

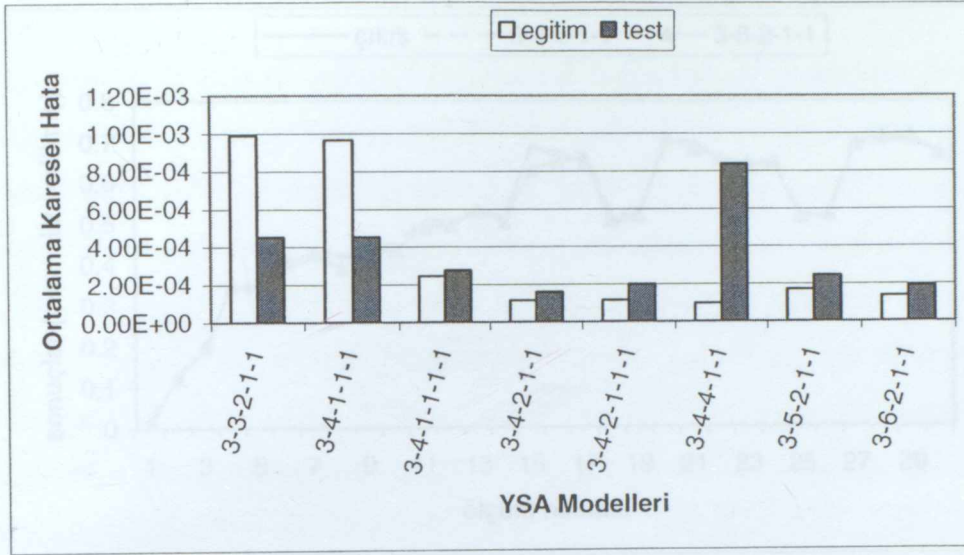
Çizelge 4.3 incelendiğinde test verilerinin en düşük standart sapma ve ortalama karesel hatasını veren yapay sinir ağı modeli 3-4-2-1-1 sinir ağı yapısıdır. Burada 3 girdiyi 4 ara katmandaki sinir hücresi sayısını, 2 ikinci ara katmandaki sinir hücre sayısını, 1 üçüncü ara katmandaki sinir hücre sayısını ve 1 çıkış katmanını ifade etmektedir. Eğitim verilerinin en düşük standart sapma ve ortalama karesel hatasını veren yapay sinir ağı modeli ise 3-8-3-1-1 sinir ağı yapısıdır. Bu model her ne kadar en düşük değeri verse de test değeri daha düşük olan sinir ağı yapıları mevcuttur. En uygun modeli seçmek için en düşük hata değerini veren sonuç değerini bulmaktansa hem eğitim hem de test sonuçlarının kabul edilebilir hata değerlerinde olması yeterli kabul edilmektedir. Bu yaklaşımla en uygun sinir ağı modelleri tespit edilecek olunursa hem test hem de eğitim sonuçlarına göre hesaplanan en optimum standart sapma ve ortalama karesel hata değerine sahip YSA modelleri , 3-4-2-1-1 ile 3-6-2-1-1 olarak değerlendirilmiştir. Şekil Ek 2.10 da 3-4-2-1-1 YSA yapısı gösterilmiştir. Bu iki yapay sinir ağı modelinin ölçülen değerlerle yapay sinir ağından elde edilen değerlerinin karşılaştırması Şekil 4.18 ve Şekil 4.19 da gösterilmiştir.



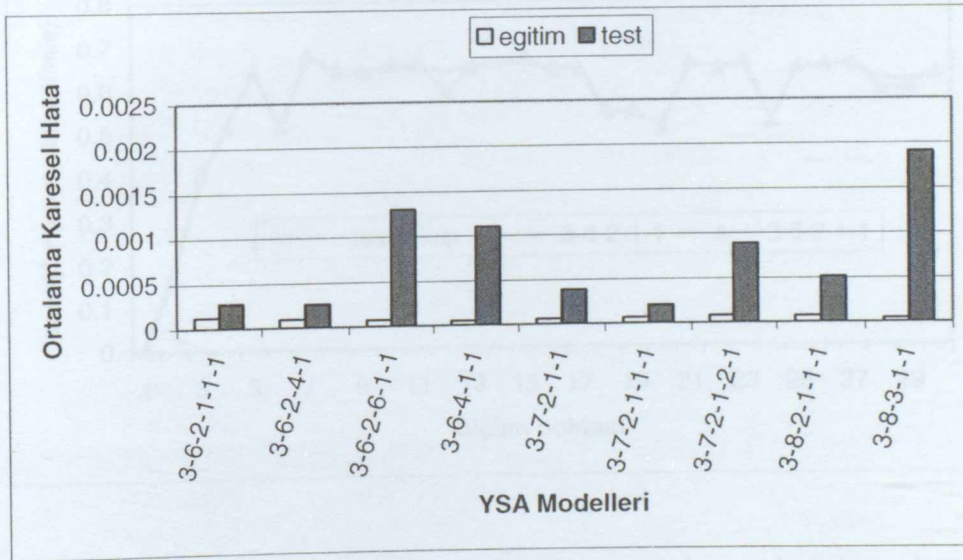
Şekil 4.14 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



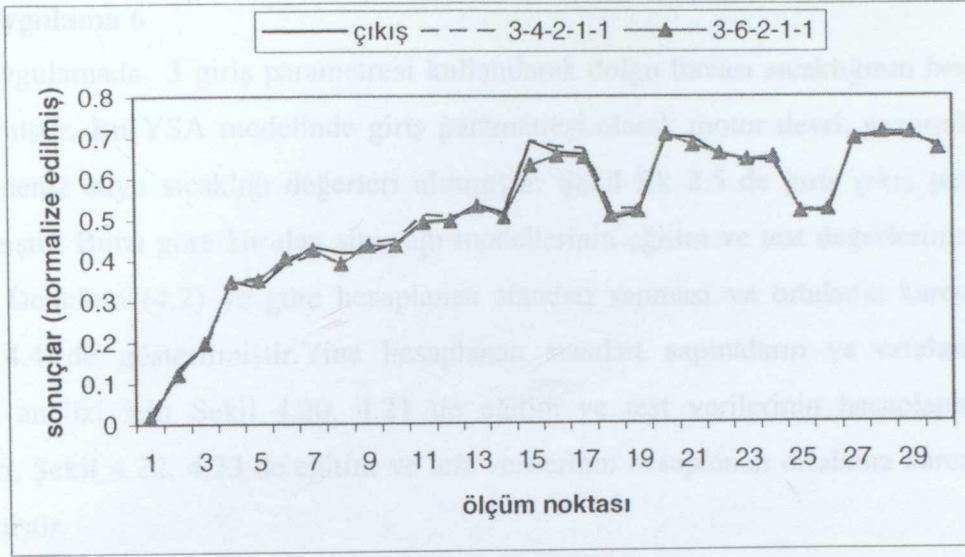
Şekil 4.15 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



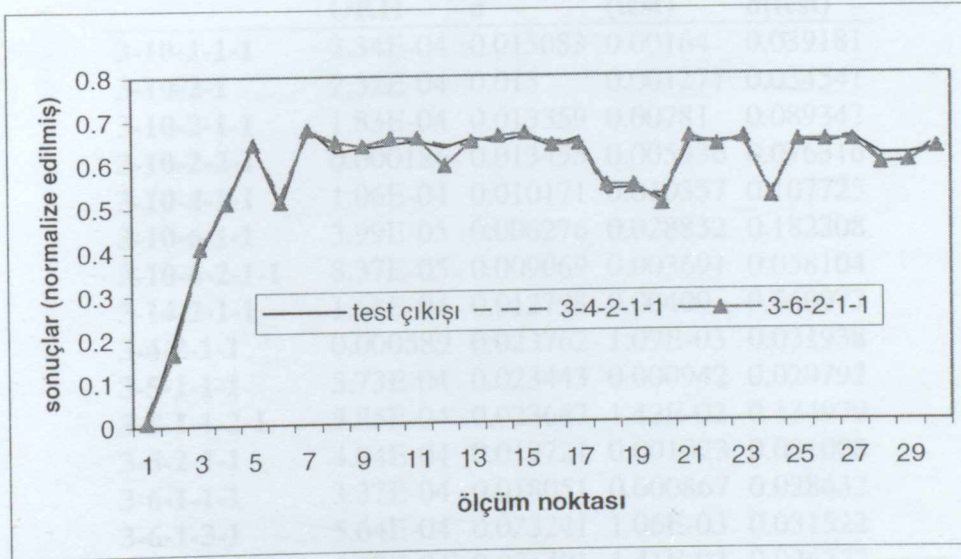
Şekil 4.16 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



Şekil 4.17 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



Şekil 4.18 Diesel motor YSA modellerinin eğitim sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil 4.19 Diesel motor YSA modellerinin test sonuçlarının karşılaştırılması

Şekil 4.18 de görülen grafikler incelendiğinde ölçülen sonuç değerleri çıkış ile, YSA modelleri ile hesaplanan sonuç değerleri ise YSA yapısının kendi adıyla gösterilmiştir. (3-4-2-1-1 gibi) Diesel motorunun YSA modellerinin eğitim sonuçları ile ölçülen sonuç değerleri incelendiğinde ağırlık performansının iyi olduğu ve öğrendiği söylenebilir.

Şekil 4.19 da görülen grafiklerde test sonuçları gösterilmiştir. Yine aynı gösterim tarzı ile test çıkışı ölçülen çıkış değerini, YSA ile hesaplanan sonuç değerleri ise YSA yapılarının kendi adlarıyla belirtilmiştir. Diesel motorunun YSA modellerinin eğitim sonuçları ve test sonuçları incelendiğinde kurulan YSA modeli başarılı bir şekilde sonuçlar üretilmiştir.

4.4.7 Uygulama 6

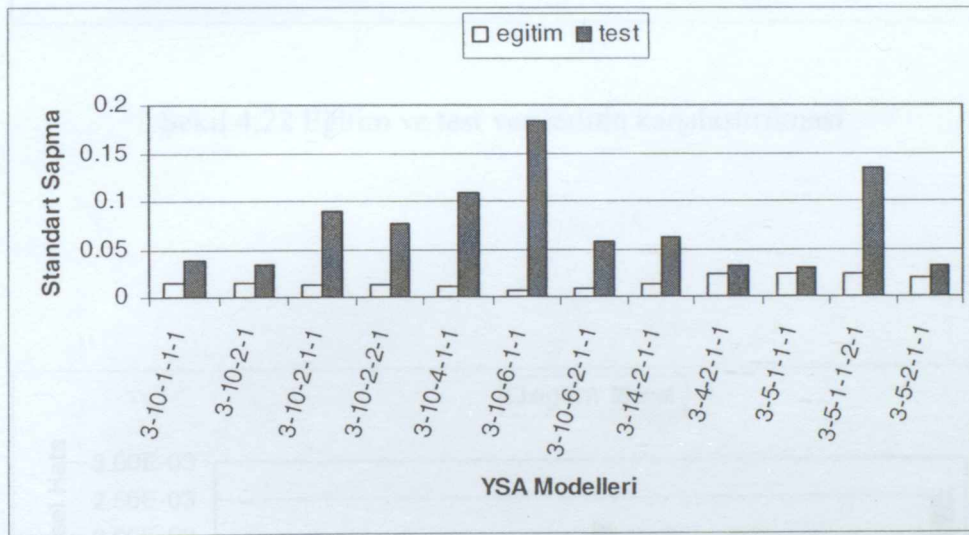
Altıncı uygulamada 3 giriş parametresi kullanılarak dolgu havası sıcaklığının hesaplanması hedeflenmiştir. Bu YSA modelinde giriş parametresi olarak motor devri, gavarnör rak kolu açısı ve deniz suyu sıcaklığı değerleri alınmıştır. Şekil Ek 2.5 de giriş çıkış parametreleri gösterilmiştir. Buna göre kurulan sinir ağı modellerinin eğitim ve test değerlerinin Denklem (4.3) ve Denklem (4.2) ye göre hesaplanan standart sapması ve ortalama karesel hataları Çizelge 4.4 de gösterilmiştir. Yine hesaplanan standart sapmaların ve ortalama karesel hataların analizi için Şekil 4.20, 4.21 de eğitim ve test verilerinin hesaplanan standart sapmaları, Şekil 4.22, 4.23 de eğitim ve test verilerinin hesaplanan ortalama karesel hataları gösterilmiştir.

Çizelge 4.4 Diesel motorunun YSA uygulama 6 sonuçları (Dolgu havası sıcaklığı)

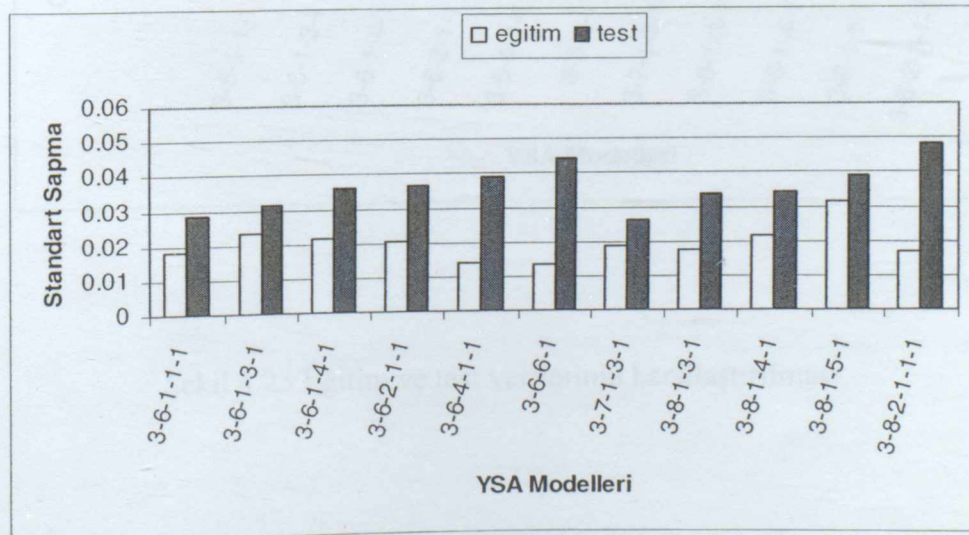
	OKH	σ	OKH (test)	$\sigma(\text{test})$
3-10-1-1-1	2.34E-04	0.015083	0.00164	0.039181
3-10-2-1	2.32E-04	0.015	0.001277	0.034541
3-10-2-1-1	1.83E-04	0.013359	0.00781	0.089347
3-10-2-2-1	0.000186	0.013455	0.005936	0.076316
3-10-4-1-1	1.06E-04	0.010171	0.010357	0.107725
3-10-6-1-1	3.99E-05	0.006276	0.028832	0.182308
3-10-6-2-1-1	8.37E-05	0.009069	0.003691	0.058104
3-14-2-1-1	1.68E-04	0.012798	0.00409	0.060977
3-4-2-1-1	0.000589	0.023762	1.09E-03	0.031938
3-5-1-1-1	5.73E-04	0.023443	0.000942	0.029792
3-5-1-1-2-1	5.85E-04	0.023682	1.42E-02	0.134979
3-5-2-1-1	4.04E-04	0.019721	0.001023	0.031008
3-6-1-1-1	3.37E-04	0.018051	0.000867	0.028632
3-6-1-3-1	5.64E-04	0.023241	1.06E-03	0.031522
3-6-1-4-1	4.77E-04	0.021401	1.41E-03	0.036377
3-6-2-1-1	4.31E-04	0.020357	1.43E-03	0.036588
3-6-4-1-1	1.98E-04	0.01389	1.62E-03	0.038762
3-6-6-1	1.91E-04	0.013639	0.002124	0.044396
3-7-1-3-1	3.70E-04	0.018896	7.28E-04	0.026275
3-8-1-3-1	3.12E-04	0.017364	1.21E-03	0.033689
3-8-1-4-1	4.70E-04	0.021284	1.25E-03	0.034274
3-8-1-5-1	1.05E-03	0.031458	1.66E-03	0.039158
3-8-2-1-1-1	2.89E-04	0.016713	0.002504	0.048634

Çizelge 4.4 incelendiğinde test verilerinin en düşük standart sapma ve ortalama karesel hatasını veren yapay sinir ağı modeli 3-7-1-3-1 sinir ağı yapısıdır. Burada 3 girdiyi 7 ara katmandaki sinir hücresi sayısını, 1 ikinci ara katmandaki sinir hücre sayısını, 3 üçüncü ara katmandaki sinir hücre sayısını ve 1 çıkış katmanını ifade etmektedir. Eğitim verilerinin en

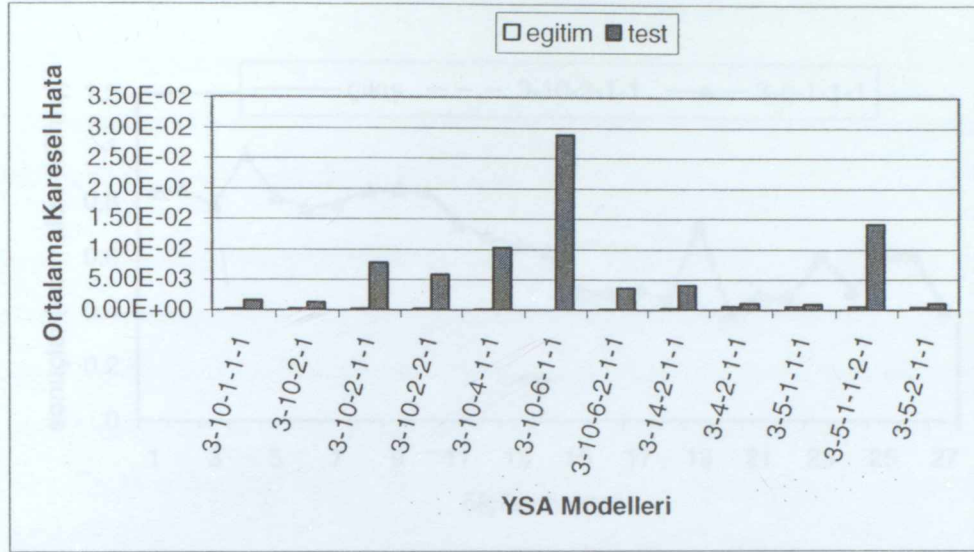
düşük standart sapma ve ortalama karesel hatasını veren yapay sinir ağı modeli ise 3-10-6-1-1 sinir ağı yapısıdır. En uygun modeli seçmek için en düşük hata değerini veren sonuç değerini bulmaktansa hem eğitim hem de test sonuçlarının kabul edilebilir hata değerlerinde olması yeterli kabul edilmektedir. Bu yaklaşımla en uygun sinir ağı modellerini tespit edecek olursak hem test hem de eğitim sonuçlarına göre hesaplanan en optimum standart sapma ve ortalama karesel hata değerine sahip YSA modelleri , 3-10-2-1-1 ile 3-6-1-1-1 olarak değerlendirilmiştir. Şekil Ek 2.11 de 3-10-2-1-1 YSA yapısı gösterilmiştir. Bu iki yapay sinir ağı modelinin ölçülen değerlerle yapay sinir ağından elde edilen değerlerinin karşılaştırması Şekil 4.24 ve Şekil 4.25'te gösterilmiştir.



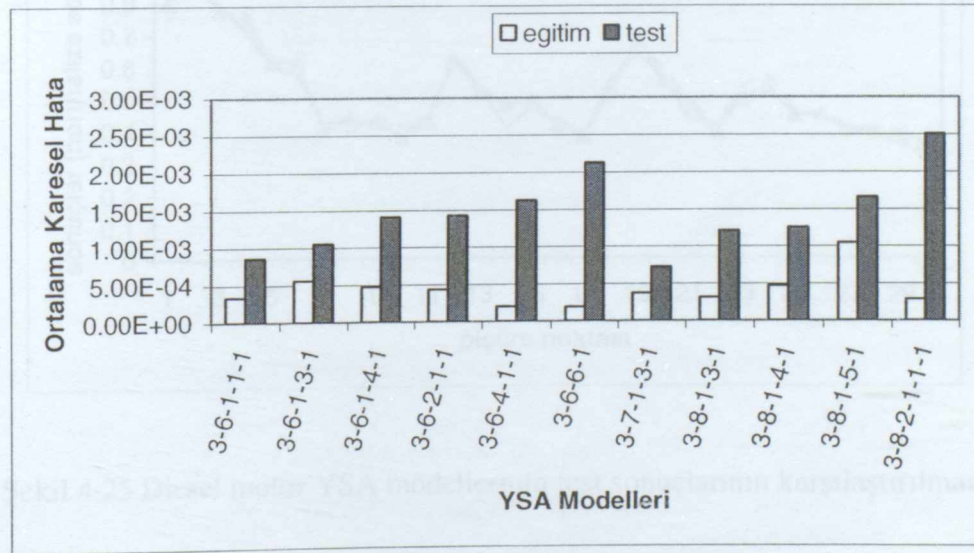
Şekil 4.20 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



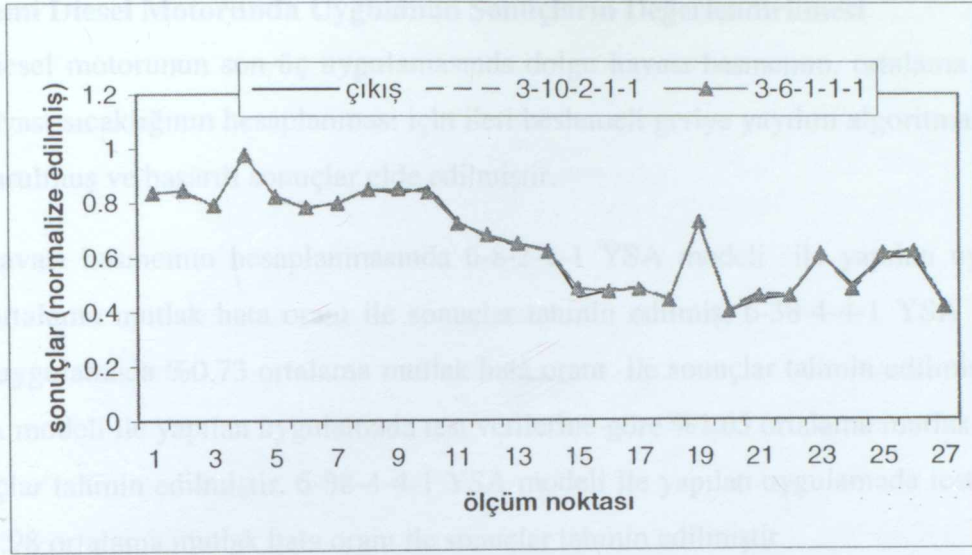
Şekil 4.21 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



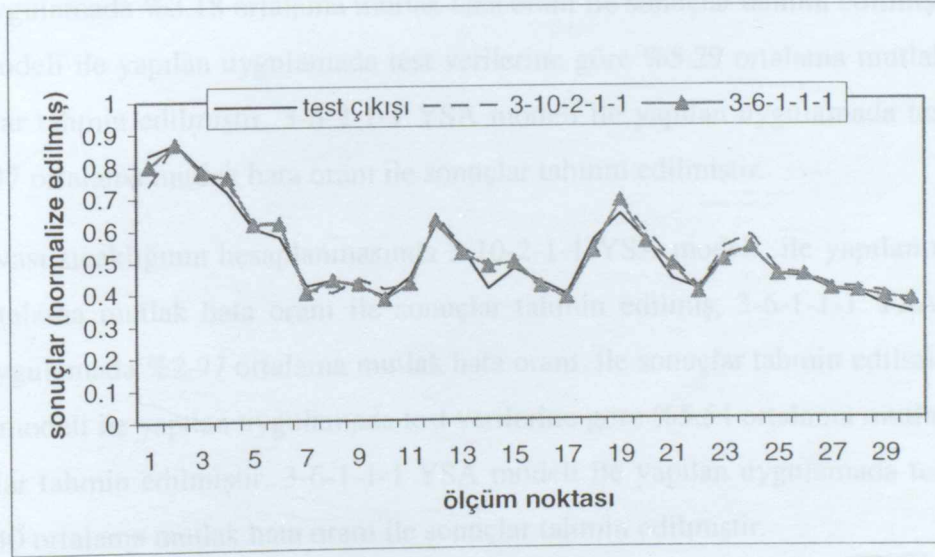
Şekil 4.22 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



Şekil 4.23 Eğitim ve test verilerinin karşılaştırılması



Şekil 4.24 Diesel motor YSA modellerinin eğitim sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil 4.25 Diesel motor YSA modellerinin test sonuçlarının karşılaştırılması

Şekil 4.24 de görülen grafikler incelendiğinde ölçülen sonuç değerleri çıkış ile, YSA modelleri ile hesaplanan sonuç değerleri ise YSA yapısının kendi adıyla gösterilmiştir. (3-10-2-1-1 gibi) Diesel motorunun YSA modellerinin eğitim sonuçları ile ölçülen sonuç değerleri incelendiğinde ağın performansının iyi olduğu ve öğrendiğini söylenebilir.

Şekil 4.25 de görülen grafiklerde test sonuçları gösterilmiştir. Yine aynı gösterim tarzı ile test çıkışı ölçülen çıkış değerini, YSA ile hesaplanan sonuç değerleri ise YSA yapılarının kendi adlarıyla belirtilmiştir. Diesel motorunun YSA modellerinin eğitim sonuçları ve test sonuçları incelendiğinde kurulan YSA modeli nispeten başarılı bir şekilde sonuçlar üretilmiştir.

4.5 Gemi Diesel Motorunda Uygulanan Sonuçların Değerlendirilmesi

Gemi Diesel motorunun son üç uygulamasında dolgu havası basıncının, ortalama egzoz ve dolgu havası sıcaklığının hesaplanması için ileri beslemeli geriye yayılım algoritmali bir YSA yapısı kurulmuş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Dolgu havası basıncının hesaplanmasında 6-8-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %1.16 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiş, 6-38-4-4-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %0.73 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir. 6-8-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada test verilerine göre %1.65 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir. 6-38-4-4-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada test verilerine göre %2.98 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir.

Ortalama egzoz sıcaklığının hesaplanmasında 3-4-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %4.14 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiş, 3-6-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %3.18 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir. 3-4-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada test verilerine göre %5.29 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir. 3-6-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada test verilerine göre %2.37 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir.

Dolgu havası sıcaklığının hesaplanmasında 3-10-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %2.26 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiş, 3-6-1-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %2.97 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir. 3-10-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada test verilerine göre %5.54 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir. 3-6-1-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada test verilerine göre %5.40 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir.

Uygulama 4 için giriş verileri olarak seçilen motor devri, şaft devri, dört turboşarjer devri ile Diesel motorun dolgu havası basıncının tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Kurulan ağların performansı oldukça iyidir. Diesel motorunun YSA ile hesaplanan ve ölçülen tüm değerlerinin hata oranı tek tek ele alındığında en kötü sonucu veren %2.98 ortalama hata oranı ile 6-38-4-4-1 YSA modelidir. Diesel motorun dolgu havası basıncı en çok kullanıldığı devir sayısında 3 bar civarındadır. Bu model ile Diesel motorun dolgu havası basıncı 0.08 bar'lık hata değeri ile tahmin edilmiştir.

Uygulama 5 için giriş verileri olarak seçilen motor devri, gavarör rak açısı, deniz suyu sıcaklığı ile Diesel motorun ortalama egzoz sıcaklığının tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Kurulan ağların performansı oldukça iyidir. Diesel motorunun YSA ile hesaplanan ve ölçülen

tüm değerlerinin hata oranı tek tek ele alındığında en kötü sonucu veren %5.29 ortalama hata oranı ile 3-4-2-1-1 YSA modelidir. Diesel motorun ortalama egzoz sıcaklığı en çok kullanıldığı devir sayısında 450 °C civarındadır. Bu model ile Diesel motorunun ortalama egzoz sıcaklığı 23.8 °C'lık hata değeri ile tahmin edilmiştir.

Uygulama 6 için giriş verileri olarak seçilen motor devri, gavarnör rak açısı, deniz suyu sıcaklığı ile Diesel motorun dolgu havası sıcaklığının tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Kurulan ağların performansı oldukça iyidir. Diesel motorunun YSA ile hesaplanan ve ölçülen değerleri ile elde edilen tüm değerlerinin hata oranı tek tek ele alındığında en kötü sonucu veren %5.54 ortalama hata oranı ile 3-10-2-1-1 YSA modelidir. Diesel motorun dolgu havası sıcaklığı en çok kullanıldığı devir sayısında 47 °C civarındadır. Bu model ile Diesel motorunun dolgu hava sıcaklığı 2.6 °C'lık hata değeri ile tahmin edilmektedir.

5. SONUÇ

Bu çalışmada enerji üretimi yapan bir enerji santrali ile gemi tahrik sisteminde kullanılan bir Diesel motorunun yapay sinir ağı uygulamalarını gerçekleştirmek amaçlanmıştır. Bu amaçtan yola çıkarak, enerji santralinin toplam çıkış gücünün, Diesel motorunun ise dolgu havası basıncı, ortalama egzoz sıcaklığı ve dolgu havası sıcaklığının tahmin edilmesi hedeflenmiştir.

Her iki uygulama alanında da çok katmanlı ileri beslemeli geriye yayılım algoritması, yapay sinir ağı modeli kullanılarak en uygun ve düşük hata ile çalışan modeller tespit edilmeye çalışılmış ve tahminler yapılarak karşılaştırılmıştır.

Yapay sinir ağının, enerji santrali ve gemi Diesel motoru ile başarılı olarak modellenmesi hedefine ulaşabilmek için çalışılmış ve tez içerisinde belirlenen hedef yolunda tüm safhalar anlatılmak istenmiştir.

Enerji santralinin YSA uygulamasında enerji santralinin toplam gücünü hesaplamak için ileri beslemeli geriye yayılım algoritmali bir YSA yapısı kurulmuş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. 10-20-4-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %2.49 ortalama mutlak hata oranı ile test verilerine göre de %3.44 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir.

Gemi Diesel motorunun YSA uygulamasında Diesel motorunun dolgu havası basıncını, ortalama egzoz sıcaklığını ve dolgu havası sıcaklığını hesaplamak için ileri beslemeli geriye yayılım algoritmali bir YSA yapısı kurulmuş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Dolgu havası basıncının hesaplanmasında 6-8-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %1.16 ortalama mutlak hata oranı ile test verilerine göre de %1.65 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir.

Ortalama egzoz sıcaklığının hesaplanmasında 3-6-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %3.18 ortalama mutlak hata oranı ile test verilerine göre de %2.37 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir.

Dolgu havası sıcaklığının hesaplanmasında 3-10-2-1-1 YSA modeli ile yapılan uygulamada %2.26 ortalama mutlak hata oranı ile test verilerine göre de %5.54 ortalama mutlak hata oranı ile sonuçlar tahmin edilmiştir.

En uygun yapay sinir ağı modelini elde edebilmek için her iki uygulamada da sırasıyla aşağıdaki adımlar doğrultusunda hareket edilmiştir.

- Ağın dahili topolojisinin belirlenmesi,
- Giriş ve çıkış değerlerinin uygun şekilde formüle edilmesi
- Ağda kullanılacak öğrenme algoritmasının ve öğrenme kuralının seçilmesi
- Ağda kullanılacak toplama ve aktivasyon fonksiyonunun belirlenmesi

Yapay sinir ağı olarak seçilen sistemin uygun çözüm olup olmadığını anlamak veya analiz edebilmek için hem test verilerinin hem de eğitim verilerinin ortalama karesel hatasının karekökü ile buna bağlı standart sapmanın karekökü bulunarak değerlendirmeler yapılmıştır. Eğitim kümesi ile test kümesinin hesaplanan standart sapmalarının ve ortalama karesel hatalarının minimumunu veren yapı en uygun sinir ağı olarak tespit edilmiştir.

Yapay sinir ağının kurulan modellerde kimi zaman öğrenmediği ve sistemi ezberlediği uygulamalar esnasında gösterilmiştir. Bu nedenle YSA yapısı oluşturulurken verilerin çok iyi seçilmesi, uygun normalizasyonu ve ağın mutlaka test edilmesi gerekliliği tespit edilmiştir.

Sonuç olarak enerji santrali ve gemi Diesel motorunun YSA uygulaması ile başarılı sonuçlar elde edilmiştir. YSA modellerinin kolaylıkla uygulanabilmesi ve elde edilen sonuçların doğruluğu gösterilmiştir. YSA'nın birçok alanda olduğu gibi bu uygulama alanlarında da güvenli ve hızlı sonuç veren bir araç olarak kullanılabileceği sonucuna varılmıştır.

KAYNAKLAR

Anderson, D., Mcneill, G., (1992) "Artificial Neural Network Technology", Kaman Sciences Corporation, New York

Aydemir, S., Sipahioğlu, A. "Makine Arıza Zamanlarının Tahminlenmesi İçin Bir Yapay Sinir Ağ Modeli", Osmangazi Üniversitesi, Eskişehir

Bolat, S., ve Kalenderli, Ö.(2003), "Levenberg-Marquardt Algoritması Kullanılan Yapay Sinir Ağı ile Elektrot Biçim Optimizasyonu", International XII Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks-TAINN 2003, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul

Bolat, S., ve Kalenderli, Ö, "Yapay Sinir Ağı ile izolatör Konum Açısı Optimizasyonu", Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği 10.Ulusal Kongresi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul

Brace, C.J., Deacon, M., Vaughan, N.D., Charlton, S.J., Burrows, C.R., " Prediction of Emissions from a Turbocharged Passenger Car Diesel Engine Using a Neural Network" School of Mechanical Engineering, University of Bath, Indiana, USA

Chow, T.T., Song, L., Song, C.L., Zhang, G.Q., (2001) "Applying Neural Network and Genetic Algorithm in Chiller System Optimization", Seventh International IBPSA Conference 13-15 August 2001, Rio de Janeiro, Brazil, Hong Kong SAR, Hunan Üniversitesi, Çin

De Lucas, A., (2001), "Modelling diesel particulate emissions with neural networks.", Fuel, 80; 539-548

Duran, A., (2001), "Simulation of atmospheric emissions from diesel engines.", Chemosphere, 44; 921-924

Hamzaçebi, C., Kutay, F., (2004) "Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 yılına kadar tahmini" Gazi Üniversitesi Müh. Mim. Fak.Der.Cilt 19, No 3, 227-233, 2004 , Gazi Üniversitesi, Maltepe, Ankara

He, Y., Rutland, C., (2000) "Application of Artificial Neural Network for Integration of Advanced Engine Simulation Methods", ASME ICE Divisio Fall 2000 Technical Meeting September 25-27, 2000, Peoria, IL, Wisconsin Üniversitesi, WI, USA

Kalogirou, S.A., (1999), "Applications of artificial neural Networks in energy systems: A review.", Energy Conversion and Management, 40; 1073-1187

Kesgin, U., ve Heperkan, H. (2004), "Simulation of Thermodynamic Systems Using Soft Computing Techniques", International Summer School on Thermodynamic Optimization and Constructed Design, 19-21 July 2004, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul.

Kesgin, U., (2004) "Genetic Algorithm and Artificial Neural Network for Engine Optimization of Efficiency and NOx Emission", Fuel, 83; 885-895 Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul.

Kreith, F., Timmerhaus, K., Lior, N., Shaw, H., Shah, R.K., Bell, K.J., Diller, K.R., Valvano, J.W. (2000) "Applications." The CRC Handbook of Thermal Engineering

Krijnsen, H.C., (2001), "Optimum NOx abatement in diesel exhaust using inferential feedforward reductant control", Fuel, 80; 1001-1008

Rao, B.V. , (1995), "C++ Neural Networks and Fuzzy Logic", IDG Books Worldwide

Saraç, T., (2004) "Yapay Sinir Ağları", Seminer Projesi, Gazi Üniversitesi, Maltepe, Ankara

Tektaş, M., Akbaş, A., Topuz, V., "Yapay Zeka Tekniklerinin Trafik Kontrolünde Kullanılması Üzerine Bir İnceleme", Marmara Üniversitesi, İstanbul

Yuanwang, D., (2002), "An analysis for efect of cetane number on exhaust emissions from engine with neural network.", Fuel, 81; 1963-1970

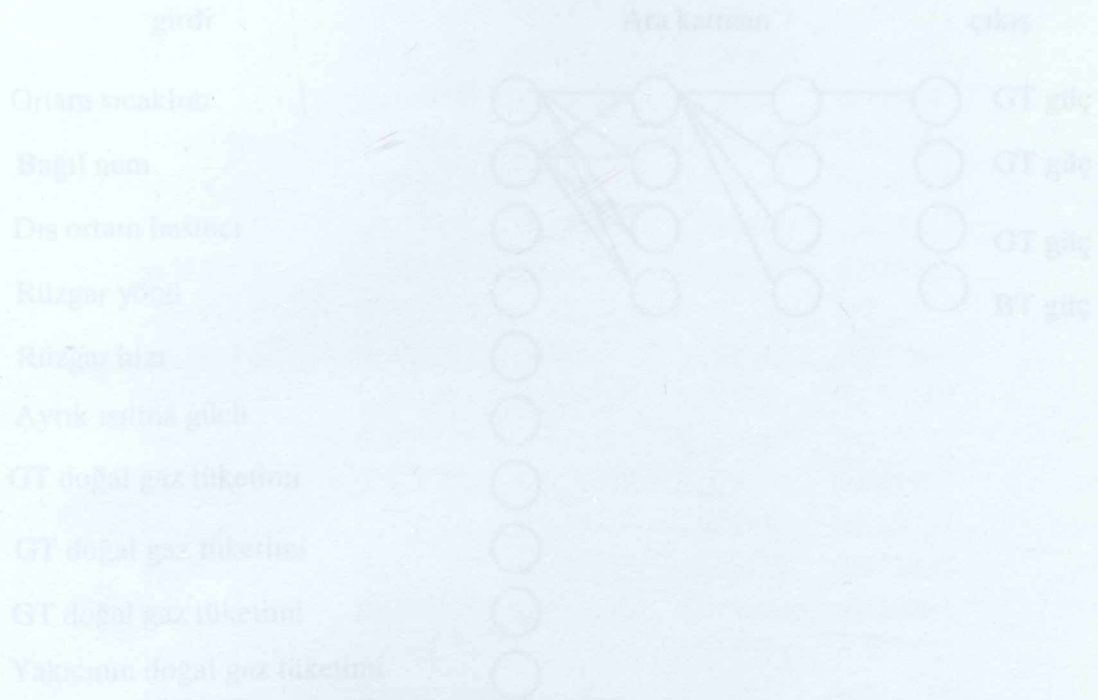
INTERNET KAYNAKLARI

[1]www.yapay-zeka.org, Yapay sinir ağları, Dosya Arşivi

[2]www.mathworks.com, Neural Network Toolbox For use with MATLAB, Mathworks Homepage

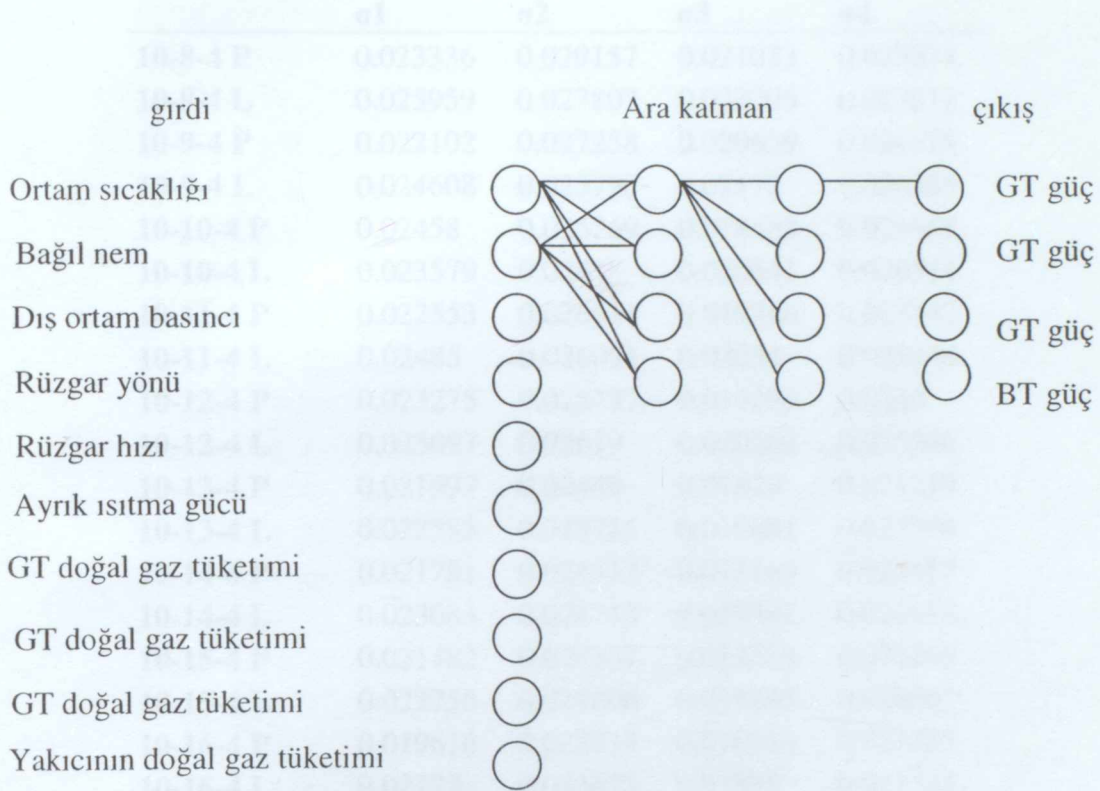
EKLER

- Ek 1 Enerji santrali yapay sinir ağı uygulamaları
 Ek 2 Gemi Diesel motorunda yapay sinir ağı uygulamaları



Şekil 1-1 Enerji santralinde giriş-çıkış parametrelerinin gösterimi

Ek 1 Enerji Santrali Yapay Sinir Ağı Uygulamaları



Şekil Ek 1.1 Enerji santralinde giriş çıkış parametrelerinin gösterimi

Çizelge Ek 1.1 Enerji santralinin YSA uygulaması 1 sonuçları

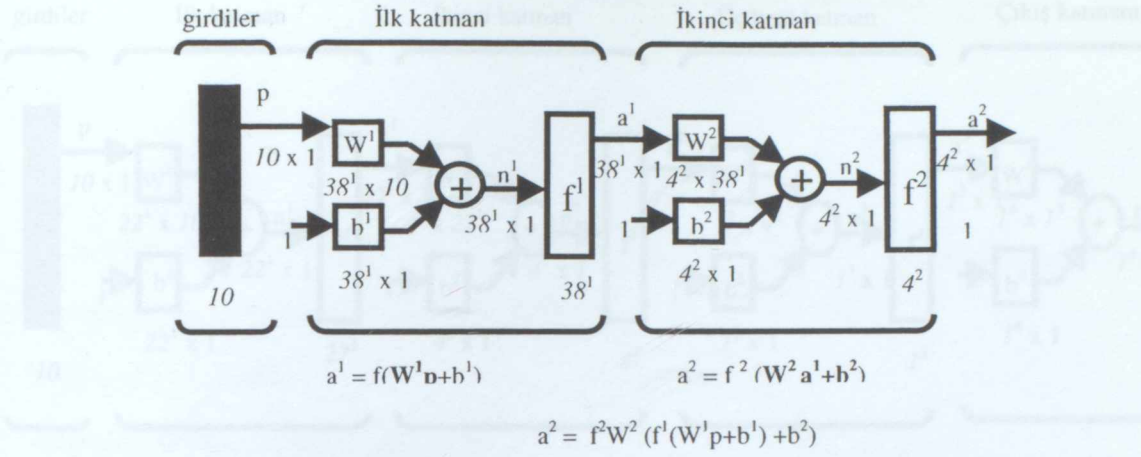
	$\sigma 1$	$\sigma 2$	$\sigma 3$	$\sigma 4$
10-8-4 P	0.023336	0.029157	0.021033	0.025874
10-8-4 L	0.025959	0.027807	0.022205	0.027812
10-9-4 P	0.022102	0.027258	0.020659	0.024628
10-9-4 L	0.024608	0.025793	0.02177	0.026385
10-10-4 P	0.02458	0.025269	0.019553	0.026668
10-10-4 L	0.023579	0.02418	0.020541	0.026514
10-11-4 P	0.022553	0.026611	0.019766	0.023742
10-11-4 L	0.02485	0.026094	0.02034	0.025148
10-12-4 P	0.023275	0.025777	0.019296	0.0246
10-12-4 L	0.023097	0.02619	0.020262	0.025246
10-13-4 P	0.021997	0.02449	0.01828	0.021219
10-13-4 L	0.022585	0.025716	0.019481	0.023794
10-14-4 P	0.021781	0.024512	0.018163	0.021467
10-14-4 L	0.023083	0.024715	0.019392	0.020953
10-15-4 P	0.021482	0.024337	0.018288	0.021245
10-15-4 L	0.022755	0.024806	0.019843	0.020563
10-16-4 P	0.019616	0.022813	0.016914	0.021585
10-16-4 L	0.02222	0.023873	0.01898	0.021745
10-17-4 P	0.020034	0.022626	0.016241	0.021804
10-17-4 L	0.020878	0.022093	0.017697	0.021395
10-18-4 P	0.019688	0.022165	0.017253	0.020752
10-18-4 L	0.020366	0.024227	0.017985	0.021515
10-19-4 P	0.020472	0.021492	0.016568	0.0208
10-19-4 L	0.020965	0.021265	0.01744	0.02102
10-20-4 P	0.020197	0.020706	0.015957	0.019626
10-20-4 L	0.019823	0.02167	0.01722	0.019978
10-22-4 P	0.019111	0.020483	0.015621	0.020742
10-22-4 L	0.020117	0.021012	0.017648	0.019019
10-24-4 P	0.018198	0.019021	0.01567	0.017974
10-24-4 L	0.020119	0.022877	0.018226	0.022889
10-26-4 P	0.018373	0.020686	0.015334	0.018539
10-26-4 L	0.019324	0.021051	0.016215	0.015834
10-28-4 P	0.017367	0.018143	0.014327	0.018526
10-28-4 L	0.018619	0.019385	0.015829	0.017051
10-30-4 P	0.017498	0.018744	0.01465	0.017239
10-30-4 L	0.01787	0.01878	0.015279	0.016608
10-32-4 P	0.018158	0.017988	0.014153	0.018352
10-32-4 L	0.017014	0.017423	0.014919	0.01582
10-34-4 P	0.016341	0.017012	0.014415	0.015954
10-34-4 L	0.017071	0.017917	0.014411	0.015347
10-36-4 P	0.016066	0.016544	0.013551	0.016537

10-36-4 L	0.016266	0.016061	0.014544	0.016264
10-38-4 P	0.016501	0.01693	0.013348	0.017163
10-38-4 L	0.015881	0.015541	0.014161	0.014647
10-40-4 P	0.016332	0.016814	0.013454	0.015864
10-40-4 L	0.017916	0.017781	0.015387	0.015018
10-8-4-4 P P	0.022995	0.027681	0.021037	0.027249
10-8-4-4 L L	0.024036	0.028916	0.021564	0.02508
10-9-4-4 P P	0.021075	0.025564	0.019381	0.025824
10-9-4-4 L L	0.204338	0.023865	0.156829	0.215514
10-10-4-4 P P	0.02367	0.026777	0.020584	0.024169
10-10-4-4 L L	0.024077	0.025533	0.021072	0.024206
10-11-4-4 P P	0.02194	0.023494	0.018263	0.025584
10-11-4-4 L L	0.022731	0.024255	0.018805	0.021688
10-12-4-4 P P	0.022715	0.025844	0.018481	0.025029
10-12-4-4 L L	0.021318	0.024504	0.018446	0.025355
10-13-4-4 P P	0.021368	0.024299	0.017865	0.02448
10-13-4-4 L L	0.02237	0.024605	0.019041	0.022535
10-14-4-4 P P	0.021671	0.024498	0.018174	0.023809
10-14-4-4 L L	0.022967	0.024078	0.019093	0.022225
10-15-4-4 P P	0.021671	0.02287	0.01787	0.022333
10-15-4-4 L L	0.020487	0.023023	0.018959	0.021619
10-16-4-4 P P	0.021867	0.022328	0.017223	0.021517
10-16-4-4 L L	0.020299	0.02311	0.018434	0.020514
10-17-4-4 P P	0.020909	0.023081	0.017234	0.021302
10-17-4-4 L L	0.017885	0.01722	0.156829	0.215514
10-18-4-4 P P	0.019342	0.022185	0.016608	0.021602
10-18-4-4 L L	0.019083	0.021206	0.01775	0.018871
10-19-4-4 P P	0.020649	0.022161	0.016663	0.021508
10-19-4-4 L L	0.018637	0.150284	0.017415	0.016812
10-20-4-4 P P	0.019825	0.022142	0.016647	0.020404
10-20-4-4 L L	0.204338	0.039051	0.032111	0.106671

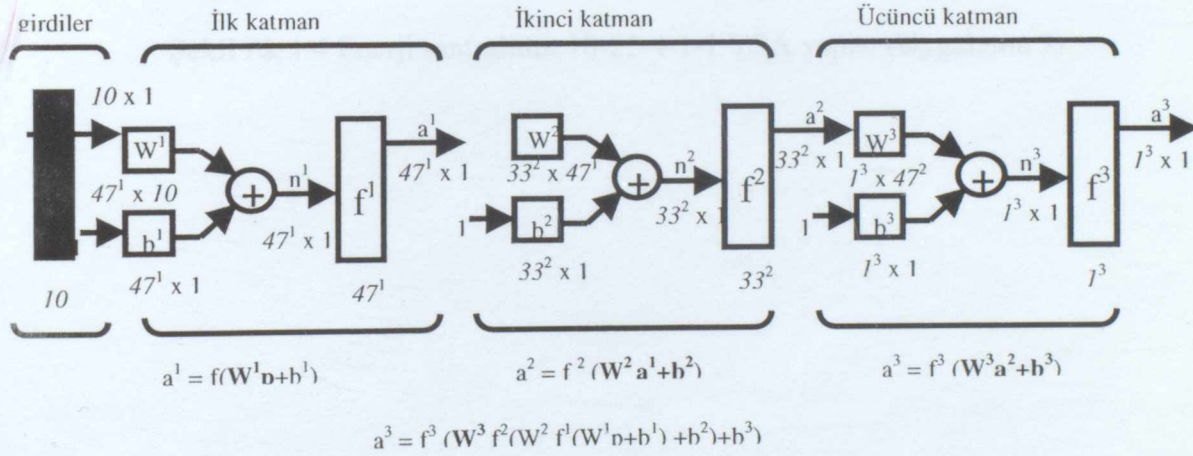
Çizelge Ek 1.2 Enerji santralinin YSA uygulaması 2 sonuçları

	σ
10-25-15-1L-L-L	0.013290077
10-25-17-1L-L-L	0.012452534
10-31-31-1L-L-L	0.007414898
10-33-31-1L-L-L	0.007012595
10-35-31-1L-L-L	0.005973293
10-39-29-1L-L-L	0.005572093
10-41-29-1L-L-L	0.004709114
10-43-29-1L-L-L	0.004062097
10-45-29-1L-L-L	0.003612332
10-47-29-1L-L-L	0.003391265
10-49-29-1L-L-L	0.002936156
10-37-31-1L-L-L	0.005312476
10-39-31-1L-L-L	0.004900182
10-41-31-1L-L-L	0.007060587
10-43-31-1L-L-L	0.004896641
10-45-31-1L-L-L	0.003122777
10-47-31-1L-L-L	0.002469187
10-49-31-1L-L-L	0.001980542
10-39-33-1L-L-L	0.004409922
10-41-33-1L-L-L	0.007084806
10-43-33-1L-L-L	0.003096643
10-45-33-1L-L-L	0.002461799
10-47-33-1L-L-L	0.001966383
10-49-33-1L-L-L	0.00270335

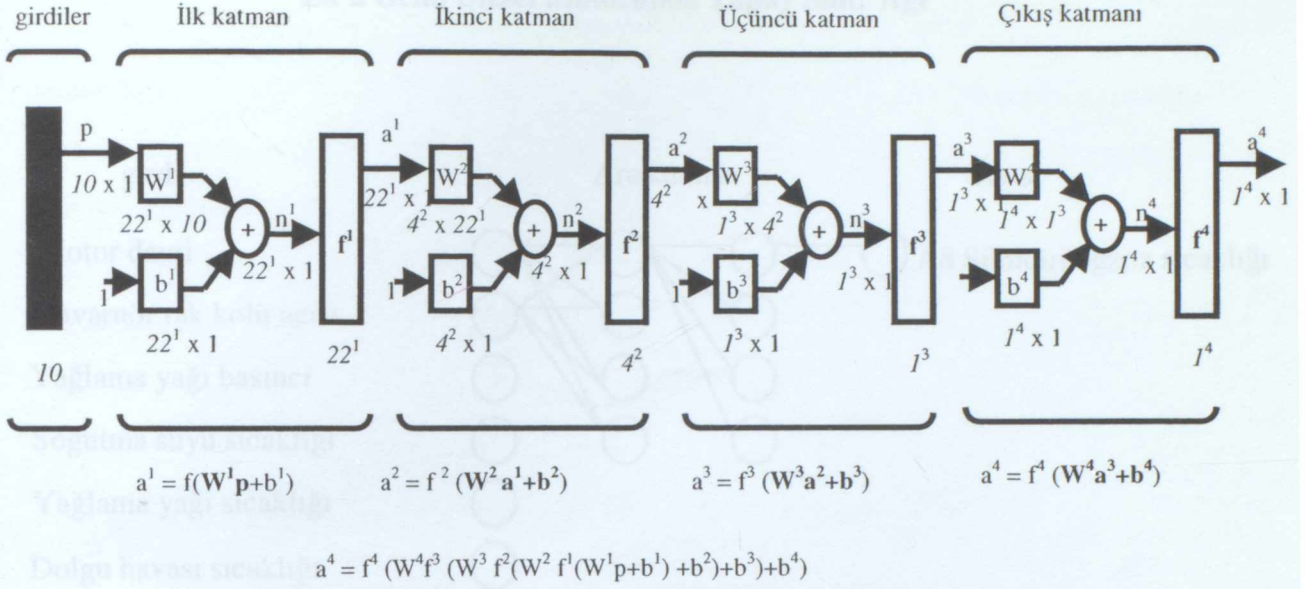
Çizelge Ek 1.3 Enerji santralinin 10-47-33-1 YSA yapısı (Uygulama 2)



Şekil Ek 1.2 Enerji santralinin 10-38-4 YSA yapısı (Uygulama 1)

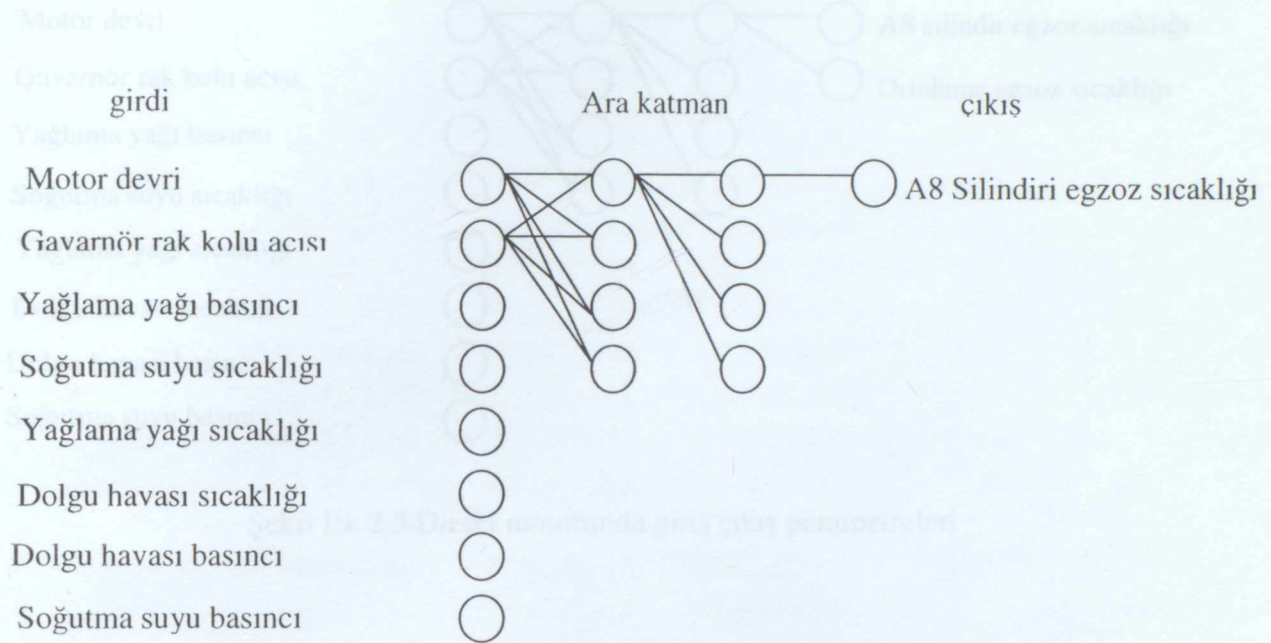


Şekil Ek 1.3 Enerji santralinin 10-47-33-1 YSA yapısı (Uygulama 2)

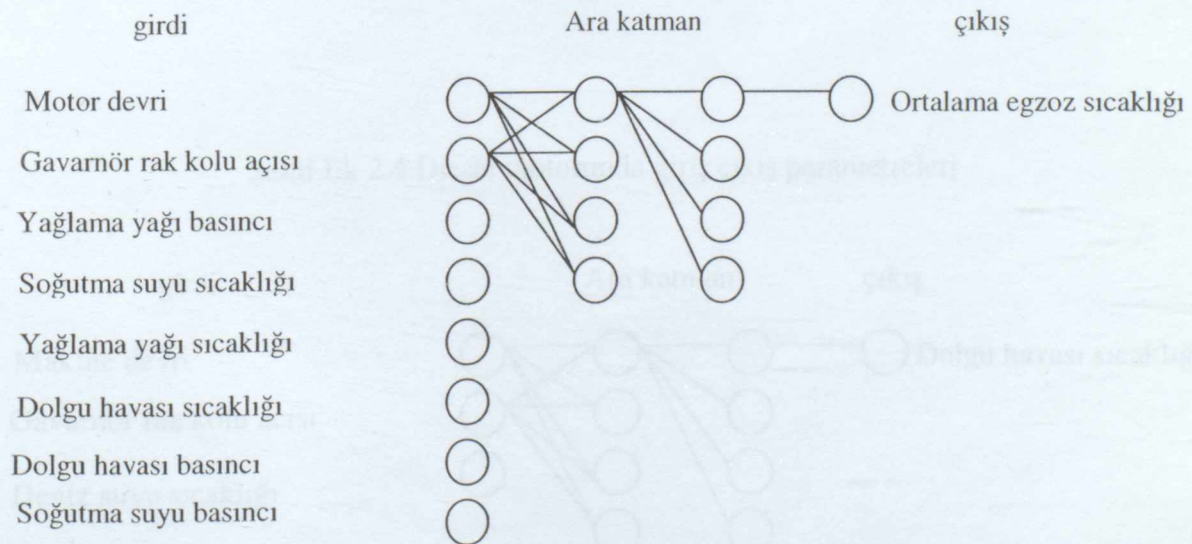


Şekil Ek 1.4 Enerji santralinin 10-22-4-1-1 YSA yapısı (Uygulama 3)

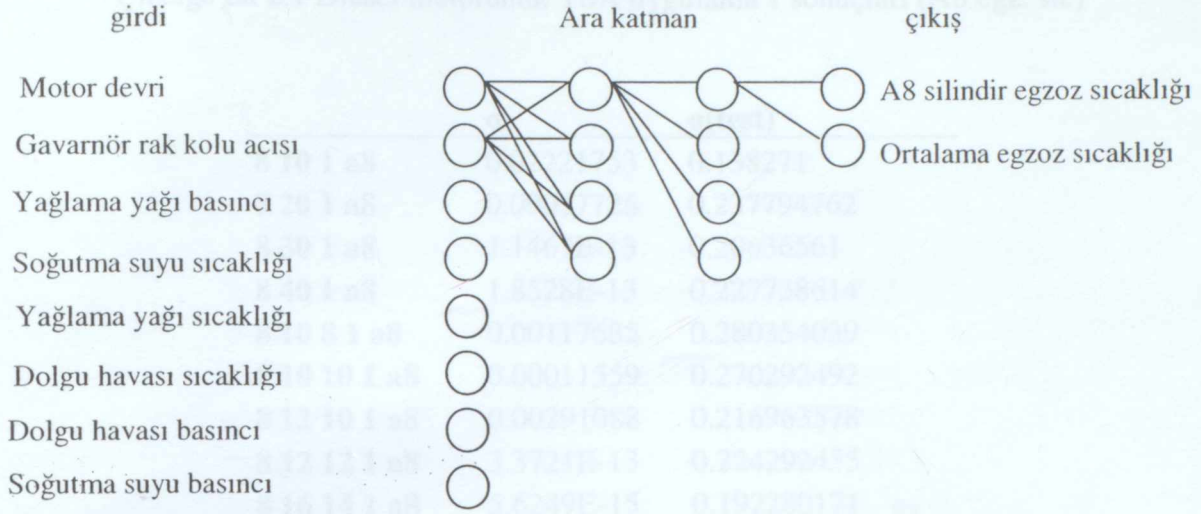
Ek 2 Gemi Diesel Motorunda Yapay Sinir Ağı



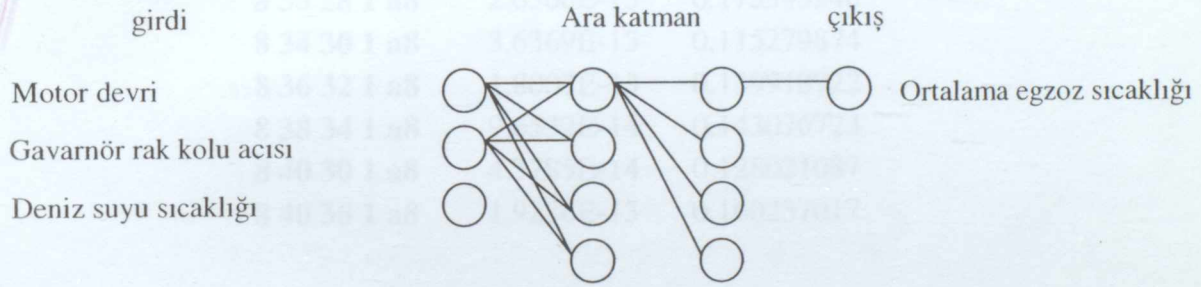
Şekil Ek 2.1 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri



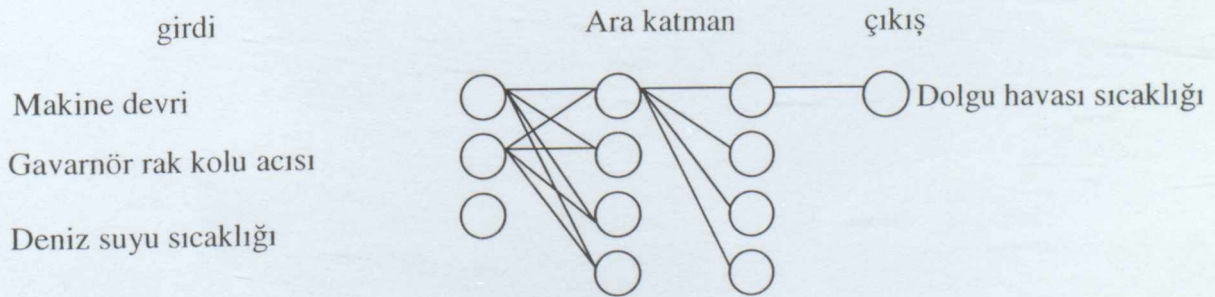
Şekil Ek 2.2 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri



Şekil Ek 2.3 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri



Şekil Ek 2.4 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri



Şekil Ek 2.5 Diesel motorunda giriş çıkış parametreleri

Çizelge Ek 2.1 Diesel motorunun YSA uygulama 1 sonuçları (A8 egz. sic)

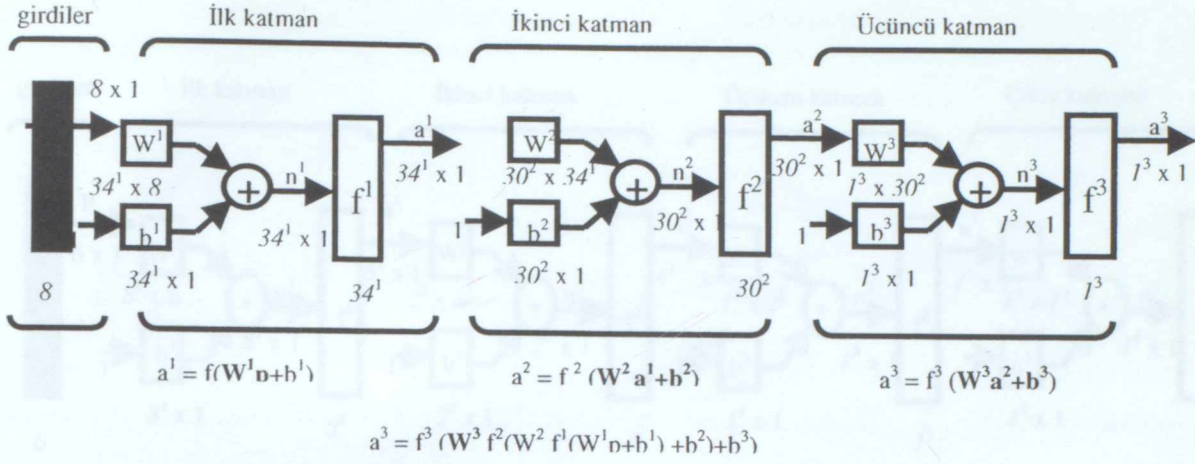
	σ	$\sigma(\text{test})$
8 10 1 a8	0.02221753	0.138271
8 20 1 a8	0.00027726	0.237794762
8 30 1 a8	1.1467E-13	0.20636561
8 40 1 a8	1.8528E-13	0.227738614
8 10 8 1 a8	0.00117685	0.280354039
8 10 10 1 a8	0.00011559	0.270292492
8 12 10 1 a8	0.00291088	0.216963578
8 12 12 1 a8	3.3721E-13	0.224292455
8 16 14 1 a8	5.6249E-15	0.192280171
8 18 16 1 a8	1.9396E-15	0.146678097
8 20 16 1 a8	1.5054E-15	0.139428928
8 22 20 1 a8	7.6406E-13	0.142387618
8 24 20 1 a8	1.4057E-15	0.144838154
8 28 26 1 a8	1.8042E-13	0.168564431
8 30 28 1 a8	2.6366E-15	0.175345946
8 34 30 1 a8	3.6369E-13	0.115279874
8 36 32 1 a8	1.8007E-13	0.139918922
8 38 34 1 a8	9.6532E-14	0.143076723
8 40 30 1 a8	4.3785E-14	0.128021087
8 40 36 1 a8	1.9286E-13	0.160237017

Çizelge Ek 2.2 Diesel motorunun YSA uygulama 2 sonuçları (Ort. egz.sıc)

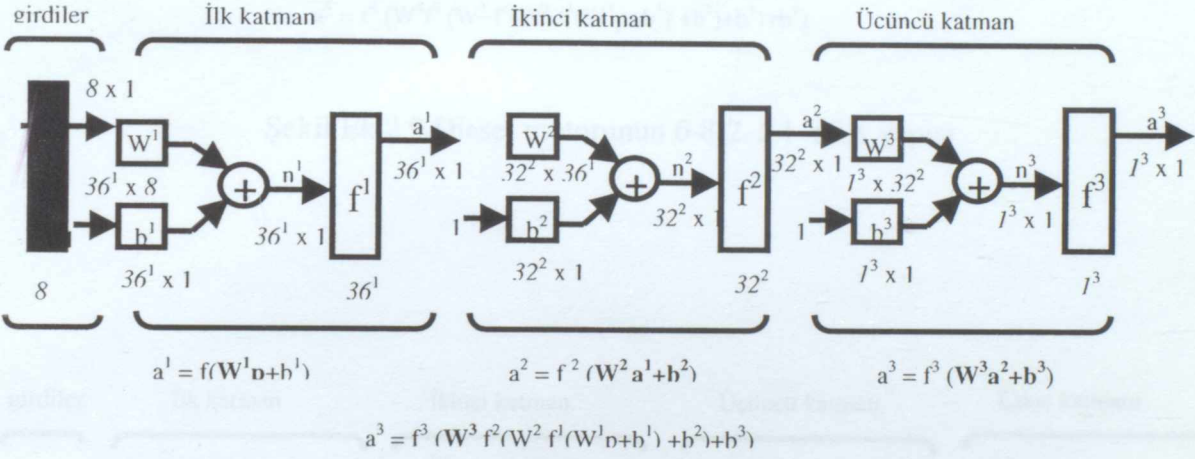
	σ	$\sigma(\text{test})$
8-10-1 me	0.016919035	0.085688506
8-20-1 me	0.000719667	0.176747599
8-30-1 me	1.18536E-13	0.229980117
8-40-1 me	9.01006E-15	0.242549496
8-10-8-1 me	0.002053701	0.162977694
8-10-10-1 me	0.001459718	0.245894903
8-12-10-1 me	1.45732E-13	0.139194299
8-12-12-1 me	1.89916E-13	0.155499554
8-16-14-1 me	1.56534E-15	0.135389382
8-18-16-1 me	1.59639E-13	0.154822012
8-20-16-1 me	6.60055E-14	0.173222216
8-22-20-1 me	1.6213E-12	0.150429167
8-24-20-1 me	1.05069E-14	0.147495471
8-28-26-1 me	1.57892E-14	0.133559644
8-30-28-1 me	4.79976E-14	0.102096311
8-34-30-1 me	2.37867E-15	0.123669899
8-36-32-1 me	8.04588E-15	0.127537223
8-38-34-1 me	8.41098E-15	0.125360871
8-40-30-1 me	3.78224E-14	0.113420826
8-40-36-1 me	1.58845E-15	0.154271316

Çizelge Ek 2.3 Diesel motorunun YSA uygulama 3 sonuçları (A8 egz. sic. ve Ort. egz. sic)

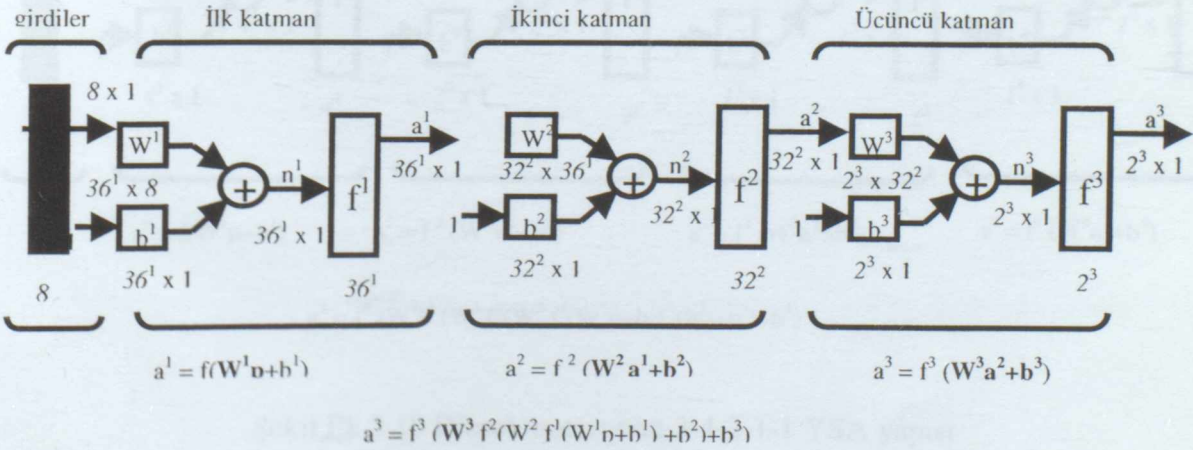
	σ	σ	$\sigma(\text{test})$	$\sigma(\text{test})$
8-10-2 a8me	0.029381186	0.02631347	0.07386697	0.09273515
8-20-2 a8me	0.012799276	0.01321655	0.20393404	0.1728692
8-30-2 a8me	0.003396313	0.00561559	0.26809797	0.23143548
8-40-2 a8me	2.79438E-05	2.6406E-05	0.29192084	0.21784828
8-10-8-2 a8me	0.015478643	0.01424033	0.18782317	0.18931503
8-10-10-2 a8me	0.013627988	0.01102134	0.17543104	0.16087961
8-12-10-2 a8me	0.01127908	0.01134367	0.17517802	0.18387528
8-12-12-2 a8me	0.009943107	0.01018159	0.25461596	0.24527651
8-16-14-2 a8me	0.000926085	0.00135256	0.2171412	0.22265655
8-18-16-2 a8me	0.17577386	0.00120019	0.38198452	0.1418065
8-20-16-2 a8me	5.45226E-13	2.5352E-13	0.22205052	0.1964807
8-22-20-2 a8me	3.76792E-15	2.6109E-15	0.2395615	0.17501591
8-24-20-2 a8me	1.91096E-15	1.3751E-15	0.18084968	0.13734042
8-28-26-2 a8me	4.31565E-15	3.0293E-15	0.16155826	0.12654119
8-34-30-2 a8me	1.64393E-13	1.3867E-13	0.17552879	0.12810277
8-36-32-2 a8me	3.23329E-15	3.1655E-15	0.20309562	0.17364944
8-38-34-2 a8me	2.49247E-13	2.7439E-13	0.16669199	0.13738693



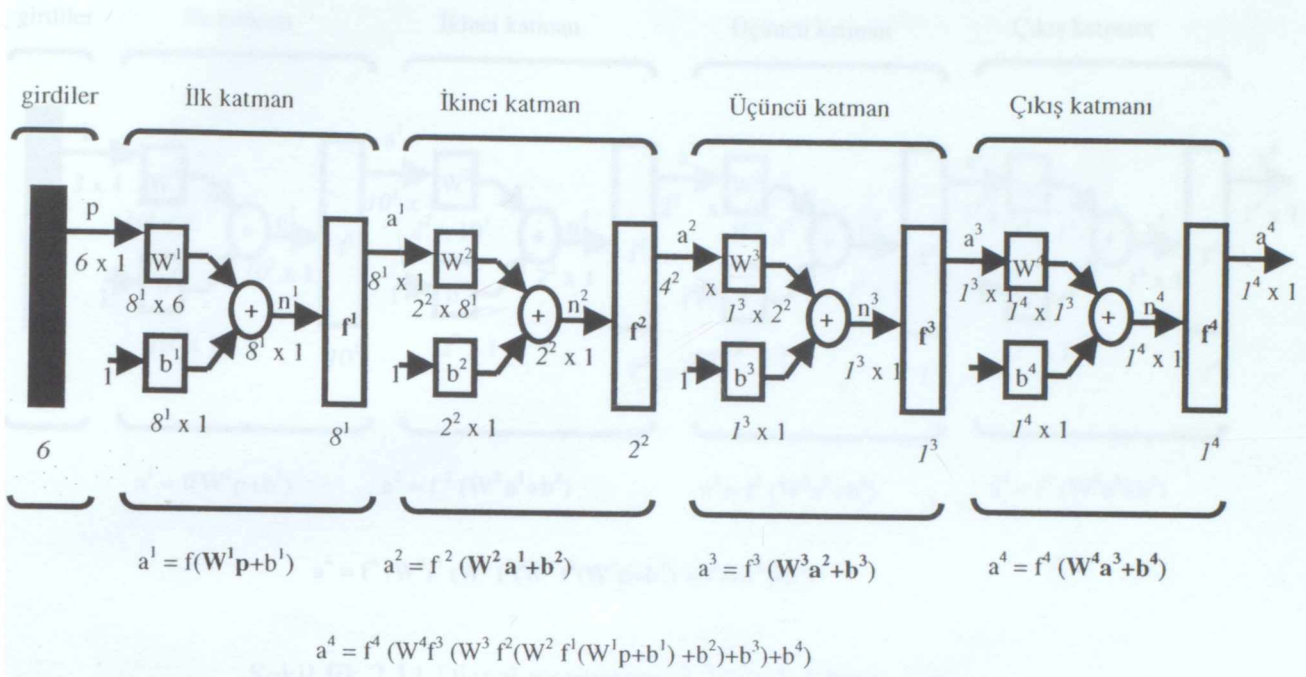
Şekil Ek 2.6 Diesel motorunun 8-34-30-1 a8 YSA yapısı



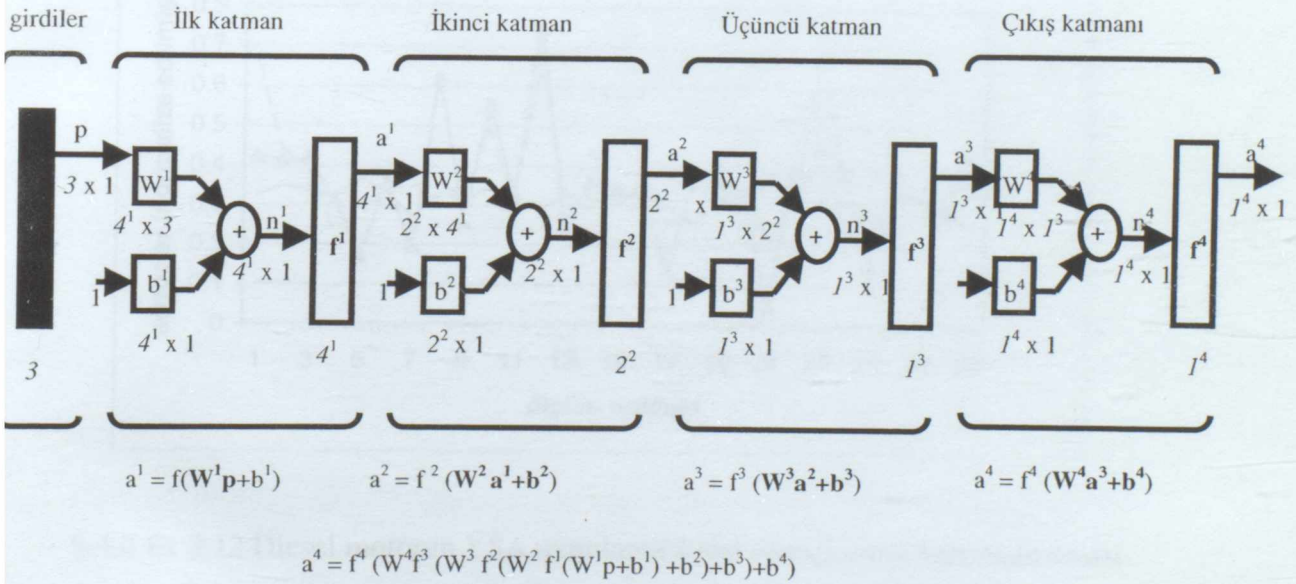
Şekil Ek 2.7 Diesel motorunun 8-36-32-1 me YSA yapısı



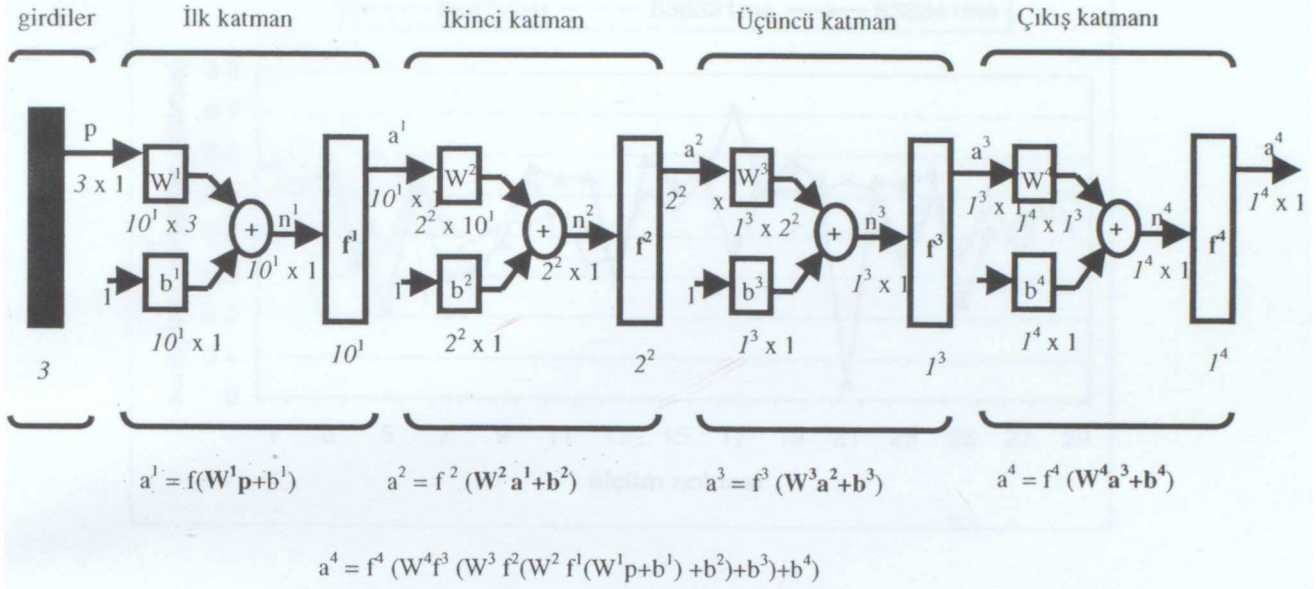
Şekil Ek 2.8 Diesel motorunun 8-36-32-2 a8me YSA yapısı



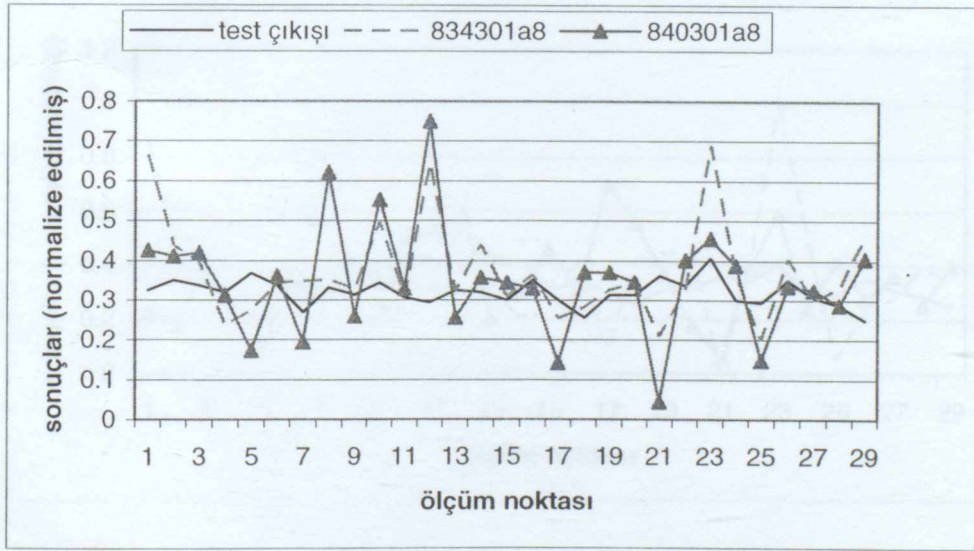
Şekil Ek 2.9 Diesel motorunun 6-8-2-1-1 YSA yapısı



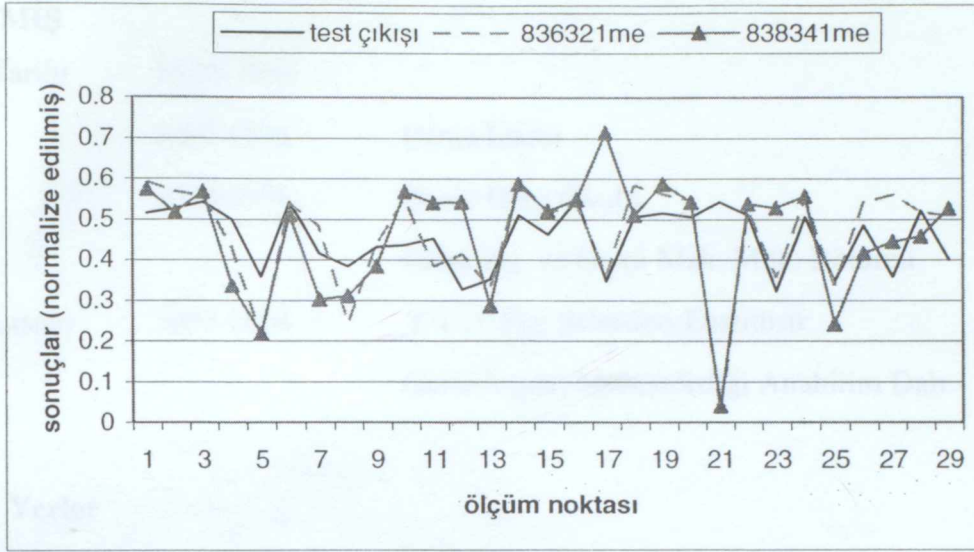
Şekil Ek 2.10 Diesel motorunun 3-4-2-1-1 YSA yapısı



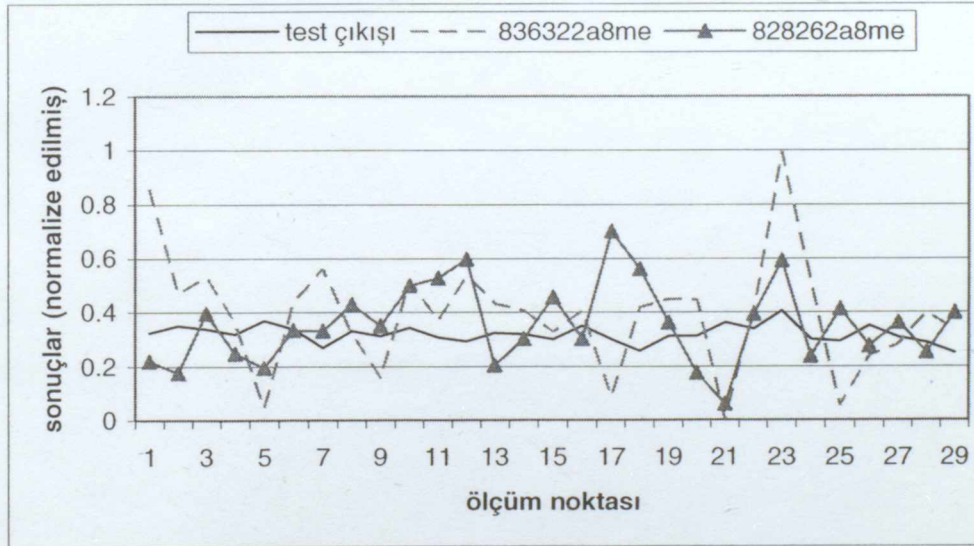
Şekil Ek 2.11 Diesel motorunun 3-10-2-1-1 YSA yapısı



Şekil Ek 2.12 Diesel motorun YSA uygulama 1 test sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil Ek 2.13 Diesel motorun YSA uygulama 2 test sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil Ek 2.14 Diesel motorun YSA uygulama 3 test sonuçlarının karşılaştırılması

ÖZGEÇMİŞ

Doğum Tarihi	16.01.1976	
Lise	1990-1994	Deniz Lisesi
Lisans	1994-1998	Deniz Harp Okulu Gemi İnş. ve Gemi Mak. Müh. Bölümü
Yüksek Lisans	2003-2004	Y.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Gemi İnşaatı Mühendisliği Anabilim Dalı

Çalıştığı Yerler

1998-1999	TCG DENİZKUŞU Komutanlığı
1999-2001	TCG KALKAN Komutanlığı
2001-2003	TCSG 88 Komutanlığı
2003-	TCG ATMACA Komutanlığı

