

**YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**PEM YAKIT HÜCRELERİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI
İLE MODELLENMESİ**

Kimya Mühendisi Uğur ÖZVEREN

**F.B.E. Kimya Mühendisliği Anabilim Dalında
Hazırlanan**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Salih DİNÇER (Y.T.Ü.)

İSTANBUL, 2006

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
SİMGE LİSTESİ.....	iv
KISALTMA LİSTESİ.....	vi
ŞEKİL LİSTESİ.....	vii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	viii
ÖNSÖZ.....	ix
ÖZET.....	x
ABSTRACT.....	xi
1. GİRİŞ.....	1
2. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	3
2.1 Tanım.....	3
2.2 Biyolojik Sinir Sistemi.....	4
2.3 Yapay Sinir Hücresi Modeli.....	6
2.3.1 Girişler.....	7
2.3.2 Ağırlıklar.....	7
2.3.3 Toplama İşlemi.....	7
2.3.4 Aktivasyon Fonksiyonu.....	8
2.3.5 Çıkış.....	9
2.4 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı.....	9
2.4.1 İleri Beslemeli Ağ.....	9
2.4.2 Geri Beslemeli Ağ.....	10
2.5 Yapay Sinir Ağları ve Öğrenme Algoritmaları.....	10
2.5.1 Öğrenme Algoritmalarının Sınıflandırılması.....	10
2.5.1.1 Danışmanlı Öğrenme.....	10
2.5.1.2 Takviyeli Öğrenme.....	11
2.5.1.3 Danışmansız Öğrenme.....	11
2.5.2 Yapay Sinir Ağlarının Uygulamaya Göre Sınıflandırılması.....	12
2.5.2.1 Çevrim Dışı Öğrenme.....	12
2.5.2.2 Çevrimiçi Öğrenme.....	12
2.5.3 Öğrenme Algoritması.....	13
2.5.3.1 Geriye Yayılım Algoritması.....	13
2.5.3.1.1 İleri Hesaplama.....	13
2.5.3.1.2 Geri Hesaplama.....	13
2.5.3.2 Quasi Newton Algoritması.....	15
2.5.3.3 Levenberg-Marquardt Algoritması.....	16
2.6 Yapay Sinir Ağlarının Avantajları.....	17
2.7 Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları.....	17
3. PEM YAKIT HÜCRELERİ.....	19
3.1 Tanım.....	19
3.2 PEM Yakıt Hücrelerinin Yapısı.....	22
3.2.1 Membran Elektrot Birimi.....	23
3.2.1.1 Elektrotlar.....	24

3.2.1.2	Membran	24
3.2.2	Akış Alanı Plakaları	26
3.3	Nemlendiriciler	27
3.4	Hidrojenin Depolanması	27
3.4.1	Sıkıştırılmış Hidrojen	28
3.4.2	Sıvılaştırılmış Hidrojen	28
3.4.3	Metal Hidrürler	28
3.4.4	Kimyasal Hidrürler	29
3.5	PEM Yakıt Hücrelerinin Uygulamaları	29
3.6	PEM Yakıt Hücrelerinin Avantajları	29
3.7	PEM Yakıt Hücrelerinin Dezavantajları	30
4.	PEM YAKIT HÜCRELERİNİN MODELLENMESİ	31
4.1	Tanım	31
4.2	PEM Yakıt Hücrelerinin Performansı	32
4.2.1	Ohmik Kayıp	33
4.2.2	Aktivasyon Kaybı	34
4.2.3	Konsantrasyon Polarizasyonu	35
4.3	PEM Yakıt Hücrelerinin Modellenmesinde Kullanılan Yazılımlar	36
4.3.1	EASY5	36
4.3.2	CFD-ACE+	36
4.3.3	COMSOL	37
5.	YAPILAN ÇALIŞMA	39
5.1	Çalışmada Kullanılan PEM Yakıt Hücresi	39
5.2	Levenberg-Marquardt ve Quasi-Newton Öğrenme Algoritmaları Kullanılarak PEM Yakıt Hücresinin Modellenmesi	39
5.2.1	Çalışma Sonucu	42
6.	SONUÇLAR	46
	KAYNAKLAR	47
	EKLER	50
Ek 1	51
Ek 2	52
Ek 3	53
Ek 4	57
Ek 5	62
	ÖZGEÇMİŞ	67

SİMGE LİSTESİ

C_B	Reaktifin yığın konsantrasyonu
C_p	Ortalama karışımın spesifik ısı kapasitesi
D	Reaktanlar için difüzyon katsayısı
E	Ağ hataları vektörü
E_m	m. nörona ait hata değeri
E_{thermo}	Termodinamiksel voltaj
F	Faraday sabiti
g	Ağın gradyen fonksiyonu
H	Hessian Matrisi
I	Birim Matris
i	Yakıt hücresinin akım yoğunluğu
$i_{0,a}$	Yakıt hücre anodunun değişim akımı
$i_{0,c}$	Yakıt hücre katodunun değişim akımı
I_c	Hücre akımı
i_L	Akım yoğunluğu için tanımlanmış limit değer
J	Jakobien matrisi
ortv	Normalizasyon işlemine sokulan verilerin ortalaması
P	Basınç
P_{ai}	Havanın giriş basıncı
P_{ci}	Hidrojenin giriş basıncı
R_i	Hücre içi toplam direnç
$R_{i,i}$	İyonik direnç
$R_{i,e}$	Elektronik direnç
$R_{i,c}$	Temas direnci
stdv	Normalizasyon işlemine sokulan verilerin standart sapması
T	Sıcaklık
T_c	Hücre sıcaklığı
T_{ai}	Hidrojenin giriş sıcaklığı
T_{ci}	Havanın giriş sıcaklığı
TH	Toplam Hata
U_h	Hidrojenin kullanım oranı
U_a	Havanın kullanım oranı
w	Yapay sinir ağı için ağırlık vektörü
x	Giriş vektörü
x_i	Kuru gazdaki su buharının fraksiyonu
V	Gerçek hücre voltajı
v	Hız vektörü
v_i	Normalize edilecek veri
vn_i	Normalizasyon işlemi sonucunda elde edilen veri değeri
y	Yapay sinir ağı için çıkış vektörü
θ_i	i. nörona ait eşik değeri
η	Öğrenme katsayısı
α	Momentum katsayısı
δ_j	j. nöron için hata faktörü
δ	Difüzyon uzaklığı
μ	Marquardt parametresi
η	Öğrenme Oranı
η_{akt}	Aktivasyon kaybından kaynaklanan voltaj kaybı

$\eta_{akt,a}$	Anotta aktivasyon kaybından kaynaklanan voltaj kaybı
$\eta_{akt,c}$	Katotta aktivasyon kaybından kaynaklanan voltaj kaybı
η_{ohmik}	Ohmik kayıptan kaynaklanan voltaj kaybı
η_{kon}	Konsantrasyon kaybından kaynaklanan voltaj kaybı
α	Momentum değeri
α_a	Anodun yük transfer katsayısı
α_c	Katodun yük transfer katsayısı
ρ	Yoğunluk

KISALTIMA LİSTESİ

ANN	Yapay Sinir Ađı
ART	Adaptif Rezonans Teorisi
BFGS	Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
LVQ	Dođrusal Vektör Parçalama
MEA	Membran Elektrot Birimi
MLP	Çok Katmanlı Algılyıcılar
PDP	Paralel Dađılımlı İşlemler
PEM	Proton Geçirgen Membran
SOM	Kendi Kendine Organize Eden Model
YSA	Yapay Sinir Ađı

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 Yıllara göre dünya genelinde yakıt hücreleri ile ilgili alınan patent sayısı	1
Şekil 1.2 Yakıt hücre sisteminin geliştirilmesi ve modellenmesi	2
Şekil 2.1 Sinir hücresinin yapısı	4
Şekil 2.2 Sinapsın yapısı	5
Şekil 2.3 Yapay sinir hücre modelinin yapısı	7
Şekil 2.4 (a) Parçalı lineer aktivasyon fonksiyonu (b) Sigmoid tipi aktivasyon fonksiyonu (c) Hiperbolik tanjant tipi aktivasyon fonksiyonu	8
Şekil 2.5 İleri beslemeli sinir ağı için blok gösterim	9
Şekil 2.6 Geriye beslemeli sinir ağı için blok gösterim	10
Şekil 2.7 Danışmanlı öğrenme yapısı	11
Şekil 2.8 Takviyeli öğrenme yapısı	11
Şekil 2.9 Danışmansız öğrenme yapısı	12
Şekil 3.1 PEM yakıt hücresi	19
Şekil 3.2 William Grove'un gaz pili	20
Şekil 3.3 Bacon ve 6 kW'lık 40 hücreli alkali yakıt hücresi	21
Şekil 3.4 Gemini uzay aracında kullanılan PEM yakıt hücresi	21
Şekil 3.5 Çift kutuplu levhalardan yapılmış yakıt hücre yığını ve membran elektrot birimi ...	23
Şekil 3.6 MEA'nın elektron mikroskobundaki görüntüsü	24
Şekil 3.7 Nafion'nun yapısı	25
Şekil 3.8 Serpantin kanal geometrisi	26
Şekil 3.9 Paralel kanal geometrisi	26
Şekil 3.10 Spiral kanal geometrisi	26
Şekil 4.1 Karşılaştırmalı güç yoğunluğu ve voltaj-akım eğrisi	32
Şekil 4.2 Akım voltaj eğrisine yakıt hücre kayıplarının etkisi	33
Şekil 4.3 PEM yakıt hücresinin performansına ohmik kaybın etkisi	34
Şekil 4.4 Anot ve katot aktivasyon kaybının akım yoğunluğu ile değişimi	35
Şekil 4.5 Konsantrasyon kaybının yakıt hücresi performansına etkisi	35
Şekil 4.6 CFD-ACE+ polarizasyon sonuçlarının deneysel veriler ile karşılaştırılması	37
Şekil 4.7 Yakıt hücresine giren reaktiflerin kütle fraksiyonları	38
Şekil 5.1 Çalışmada oluşturulan yapay sinir ağının yapısı	40
Şekil 5.2 Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile eğitim sırasında, karesel ortalama hatanın eğitim adım sayısı ile değişimi	43
Şekil 5.3 Quasi-Newton öğrenme algoritması ile eğitim sırasında, karesel ortalama eğitim adım sayısı ile değişimi	43
Şekil 5.4 Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile hesaplanan polarizasyon değerlerinin akım yoğunluğuna karşı deneysel veriler ile karşılaştırılması	44
Şekil 5.5 Quasi Newton öğrenme algoritması ile hesaplanan polarizasyon değerlerinin akım yoğunluğuna karşı deneysel veriler ile karşılaştırılması	44
Şekil 5.6 Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile hesaplanan polarizasyon değerlerinin hücre sıcaklığına karşı deneysel veriler ile karşılaştırılması	45
Şekil 5.7 Quasi Newton öğrenme algoritması ile hesaplanan polarizasyon değerlerinin hücre sıcaklığına karşı deneysel veriler ile karşılaştırılması	45

ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge 3.1 Geleneksel ve sentetik yakıtların kütle ve hacimsel enerji yoğunlukları	28
Çizelge 5.1 Levenberg-Marquardt ve Quasi-Newton öğrenme algoritmalarının sonuçlarının karşılaştırılması.....	42

ÖNSÖZ

Tez çalışmam boyunca bilgi, emek ve tecrübesiyle her türlü konuda bana destek olan, anlayış gösteren ve üniversite hayatım boyunca üzerimde çok büyük emeği olan tez danışmanım Prof. Dr. Salih DİNÇER'e, bana gösterdiği anlayış ve desteğinden dolayı Marmara Üniversitesinden hocam Prof. Dr. Ahmet Alp SAYAR'a saygı ve minnetle en içten teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarım sırasında kullandığım deneysel veriler için Kore Enerji Araştırma Enstitüsünden Dr. Won-Yong LEE'ye, desteklerini benden esirgemeyen değerli arkadaşlarım Araştırma Görevlileri İpar Nimet UZUN, Berceste BEYRİBEY ve Nil BARAN'a, dostlukları ile her zaman yanımda olan arkadaşlarıma ve bana emeği geçmiş tüm öğretmenlerime sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca, yaşamımda büyük payı olan ve destekleri ile bana daima güç veren sevgili aileme de sonsuz teşekkürler.

ÖZET

Yakıt hücresi sistemlerinin doğrusal olmayan yapıları nedeniyle, yakıt hücre parametrelerinin yakıt hücre sistemleri için hesaplanması zordur. Proton geçirgen membran (PEM) yakıt hücrelerinin modellenmesi, elektrokimya, polimer bilimi, ısı aktarımı, akışkanlar dinamiği ve kütle aktarım çalışmalarını içeren disiplinler arası yaklaşımlar gerektirir. Kaynaklarda, PEM yakıt hücrelerinin modellenmesi genellikle fizikokimyasal olayların iyi bilinmesine dayanan karmaşık modeller ile yapılır.

Yapay sinir ağları (YSA) biyolojik sinir sistemlerinden esinlenmiş bilgiyi işleyen algı düzenekleridir. YSA'nın doğrusal olmayan sistemleri açıklamasında yapabilecekleri, YSA'ları modelleme için güçlü bir araç yapmaktadır. Bu tezin amacı PEM yakıt hücrelerinin modellenmesi üzerine kaynakları incelemek, ve yapay sinir ağlarını kullanarak PEM yakıt hücrelerinin performansını tahmin etmek için proses değişimlerini içeren parametrik olmayan deneysel bir model elde etmektir.

Bu çalışmada, ilk olarak, yapay sinir ağları ve PEM yakıt hücreleri ile ilgili bilgiler verildi. Daha sonra, PEM yakıt hücresi modelleme teknikleri sunuldu ve bir yapay sinir ağı modeli önerildi. YSA'nın kullanıldığı modelin sekiz tane girişi ve bir tanede çıkışı vardır. Doğru çıkış verilerini üretebilmek için ağ geriye yayılım algoritmasının gelişmiş versiyonları olan Levenberg-Marquardt ve Quasi-Newton öğrenme algoritmaları ile eğitilmiştir. Kullanılabilir değerlerin yarısı YSA modelini eğitmek için kullanılırken, diğer yarısı modeli sınamak için kullanılmıştır. Öğrenme işlemi sırasında, hata fonksiyonu öğrenme iterasyonlarının sayısı artırılarak azaltılmıştır. Son eğitimden sonra YSA modeli girişler ile çıkışlar arasındaki ilişkiyi üretebilmek için hazır hale gelmiştir. Ortalama mutlak hata %1'in altında ve maksimum hata ise %4 civarındadır.

Anahtar Kelimeler: PEM yakıt hücreleri, yapay sinir ağları, modelleme, Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması, Quasi-Newton öğrenme algoritması

ABSTRACT

Fuel cell parameters are difficult to determine for fuel cell systems because of their non-linearity. The modeling of the proton exchange membrane (PEM) fuel cell requires a multidisciplinary approach including the study of electrochemistry, polymer science, heat transfer, fluid dynamics and mass transfer. In the literature, modeling of PEM fuel cells are usually done with complex models based on a good knowledge of physicochemical phenomena.

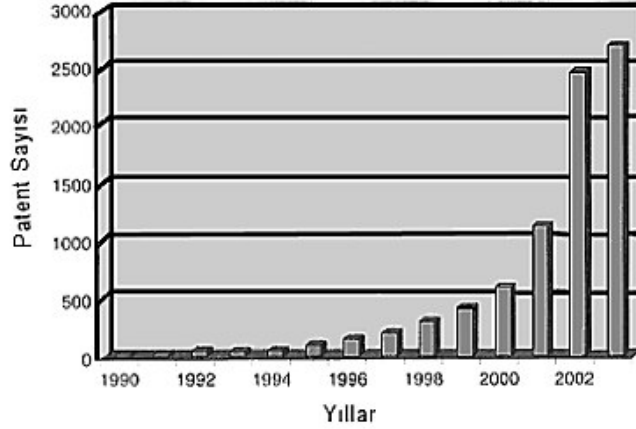
Artificial Neural Network (ANN) is an information processing paradigm that is inspired by biological nervous systems. The ability of ANN to represent non-linear systems makes it a powerful tool for modeling. The purpose of this thesis is to review literature on PEM fuel cell modeling, and derive a non-parametric empirical model including process variations to estimate the performance of polymer electrolyte membrane fuel cells by using artificial neural networks.

In this study, firstly, information about artificial neural networks and PEM fuel cells are given. Then, PEM fuel cell modeling techniques are presented, and an artificial fuel cell model proposed. The model uses a ANN which has eight input and an output. To produce the correct output data, the network was trained with improved versions of the Back Propagation algorithm, the Levenberg-Marquardt and Quasi-Newton algorithm. Half of the operational points were used to train the ANN Model, while the other half was used for the validation. During the learning process, the error function was minimised with an increasing number of training epochs. After the final training, the ANN was ready to generate relationship between inputs and outputs. The average values of the absolute errors is well below 1 %, and the maximum error is around 4%.

Key Words: PEM fuel cells, artificial neural networks, modeling, Levenberg-Marquardt learning algorithm, Quasi-Newton learning algorithm

1. GİRİŞ

Ekonomik faaliyetlerde ve teknolojiadaki gelişimin bir sonucu olarak artan enerji talebi ve bu talebe bağlı olarak yükselen enerji fiyatları, global dünyayı şu anda kullandığımız enerji kaynaklarından daha verimli ve daha çevreci enerji kaynaklarının araştırılmasına ve geliştirilmesine yöneltmiştir. Son yıllarda başta Amerika Birleşik Devletleri olmak üzere, bir çok devlet ve özel fonun geleceğin enerjisi olarak kabul edilen hidrojenin kullanımına yönelik ar-ge çalışmalarını desteklemesi, yakıt hücrelerinin geliştirilmesine yönelik çalışmaları hızlandırmış ve yakıt hücrelerinin bir çok alanda ticari olarak uygulanabilir olmasını sağlamıştır [1, 2].

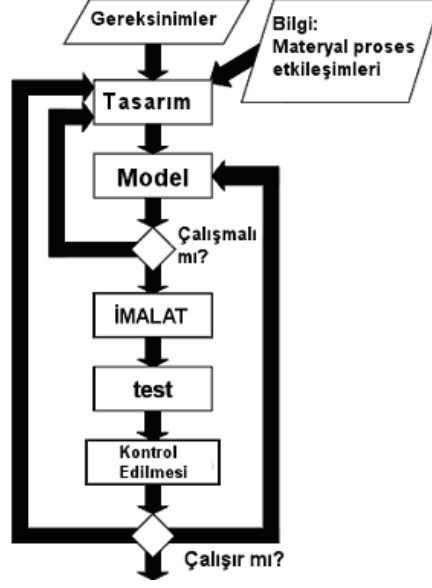


Şekil 1.1 Yıllara göre dünya genelinde yakıt hücreleri ile ilgili alınan patent sayısı (Barbir, 2005)

PEM yakıt hücreleri termal enerji sistemlerine göre daha yüksek verim ile çalışabilmelerine rağmen henüz diğer enerji sistemlerine göre ticari olmaktan çok uzaktırlar. Bunun en büyük nedeni PEM yakıt hücrelerinin kW başına birim fiyatlarının 200 dolar seviyesinin çok üstünde olmasıdır [3]. Bundan dolayı yakıt hücrelerinin üretim maliyetlerinin daha aşağı seviyelere çekilebilmesi için teknolojik alanda meydana gelen gelişmelerin yanında yakıt hücre sistemlerinin çok iyi modellenmesi gerekmektedir. Çünkü yakıt hücrelerinin ve uygulamalarının tasarımında ve geliştirilmesinde modelleme önemli rol oynar.

Modelleme, gerçek bir sistemin davranışını veya belirli bir özelliğini, bir veya birçok giriş parametresinin fonksiyonu olarak matematiksel ifadeler ve deneysel veriler temelinde hesaplamak için kullanılan bir metottür (Doherty, 1999). Modelleme Şekil 1.2'de

gösterildiği gibi yakıt hücrelerinin geliştirilme çevriminin başlangıç basamağını oluşturmaktadır (Barbir, 2005).



Şekil 1.2 Yakıt hücre sisteminin geliştirilmesi ve modellenmesi [4]

Yapay zeka uygulamalarından biri olan yapay sinir ağları, günümüzde geliştirilmiş en güncel ve en iyi modelleme araçlarından biridir. Yapay sinir ağlarının doğrusal olmayan sistem davranışlarına çözüm üretmesi, yakıt hücreleri gibi karmaşık sistemlerin modellenmesini kolaylaştırmaktadır.

2. YAPAY SİNİR AĞLARI

2.1 Tanım

Yapay sinir ağları, Bağlantılı Modeller, Paralel Dağıtılmış İşleme Sistemleri veya Nöronorfik Sistem gibi değişik şekillerde isimlendirilmektedir (Akpınar, 1993). Ancak ismi ne olursa olsun yapay sinir ağları, merkezi sinir sisteminden esinlenerek, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine doğrusal veya doğrusal olmayan bağlar ile bağlanan ve her biri kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan, paralel dağılmış bilgi işleme yapılarıdır (Elmas, 2003).

Yapay sinir ağları üzerindeki çalışmalar çok eskiye dayanır. 1943 yılında bir nörobiyolojist olan Warren McCulloch ve bir istatistikçi olan Walter Pitts, "Sinir Aktivitesindeki Düşüncelere Ait Bir Mantıksal Hesap" başlıklı makaleleri ile, prensipte, yapay sinir ağlarının herhangi aritmetik ve mantıksal bir fonksiyonu hesaplayabileceğini göstermişlerdir (Demuth vd., 2002). John Von Neumann bu makaleyi "elektronik beyinler" için bir kopya olarak görmüştür (Sağıroğlu vd., 2003).

Kanadalı ruh bilimci Donal Hebb, 1949'da "Davranışın Düzeni" başlıklı kitabında, biyolojik sinir hücrelerinde öğrenmeyi açıklayan bir mekanizma önermiştir. Daha sonra Hebbian öğrenme kuralı olarak adlandırılan bu mekanizma, ağdaki sinir hücreleri arasındaki bağlantı sayısı değiştirildiğinde, ağ tarafından öğrenmenin gerçekleştirilebileceğini öngörmektedir (Seçkin, 2003). Bu kural günümüzde bir çok öğrenme algoritmasının temelini oluşturmaktadır (Öztemel, 2003). 1959'da, Stanford üniversitesinden Bernard Widrow, basit sinir hücrelerine benzer elemanlara dayanan ve Adaline olarak adlandırılan bir adaptif lineer elemanı geliştirmiştir. Adaline ve iki tabakalı biçimi olan Madaline 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 lineer eleman algoritmasını kullanmıştır. Bununla ilk defa yapay sinir ağları gerçek bir probleme uygulanmıştır (Sağıroğlu vd., 2003).

1960'lı yılların sonunda yapay sinir ağı çalışmaları duraklama devrine girmiştir. Yapay sinir ağı çalışmalarının duraklamasına neden olan ise yapay zeka biliminin o devirde en önde gelen isimlerinden Misnky ve Papert (1969) tarafından yazılan "Algılayıcılar" başlıklı kitap olmuştur. Misnky ve Papert, kitaplarında yapay sinir ağlarının bilimsel bir değerinin olmadığını ve doğrusal olmayan problemlere çözüm üretmediğini iddia etmişlerdir.

Tezlerini kanıtlamak için ise XOR problemini çözülememesini örnek olarak göstermişlerdir (Öztemel, 2003).

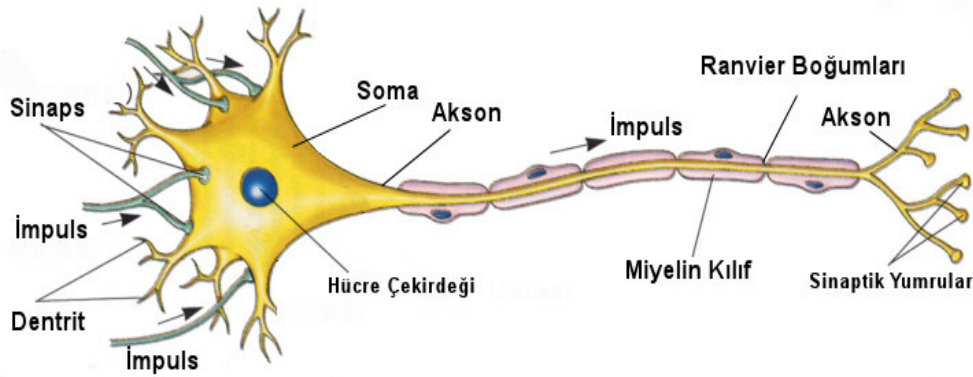
1969 yılında çalışmaların sekteye uğraması ve finansal desteklerin kesilmesine rağmen yapay sinir ağları üzerine yapılan çalışmalar başta Amari, Anderson, Cooper, Fukushima, Grossberg, Kohonen, Rumelhart ve Hopfield gibi yapay sinir ağı çalışmalarının öncüleri olarak kabul edilen çok az sayıdaki bilim adamı tarafından yürütülmüştür (Öztemel, 2003).

1986'da ruhbilimci David Rumelhart, James McClelland ve PDP (Paralel Dağılımlı İşlemler) ekibi tarafından hazırlanan iki ciltlik "Paralel Dağılımlı İşlemler" adlı kitap, yapay sinir ağı üzerine yapılan çalışmalar için yeni bir dönemin başlangıcı olmuştur. Bilmenin Mikroyapısında Araştırmalar alt başlığıyla çeşitli konulara değinen kitap, içinde bulunan geriye yayılım algoritması ile Misnky ve Papert tarafından öne sürülen savları çürütmüş ve gelecekte yapılacak çalışmalara ışık tutmuştur. Rumelhart ve arkadaşları geriye yayılım algoritmasını kullanarak ayrıca çok katmanlı algılayıcıların temellerini atmışlardır.

Doğrusal olmayan sistemlerin çözümlenmesinde çok katmanlı algılayıcıların gösterdiği başarı bütün disiplinlerde kendini göstermiştir. Artık günümüzde yapay sinir ağları deneysel çalışmalar olmaktan çıkmış, kimyasal proseslerin kontrolünden elektronik burunlara kadar bir çok alanda uygulanmaya başlanmıştır (Riverol vd., 1999;Kermani vd., 2005).

2.2 Biyolojik Sinir Sistemi

Biyolojik sinir sistemi, sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin bulunduğu 3 katmanlı bir sistem olarak açıklanır.



Şekil 2.1 Sinir hücresinin yapısı [5]

Alıcı sinirler organizma içerisinden ya da dış ortamlardan algıladıkları uyarıları, beyine bilgi ileten elektriksel sinyallere dönüştürür. Tepki sinirleri ise, beyinin ürettiği elektriksel darbeleri organizma çıktısı olarak uygun tepkilere dönüştürür. Sinir hücreleri; öğrenme, hatırlama, düşünme ve algılama gibi tüm bilinçsel davranışları da içeren, her türlü insan davranışının temelinde bulunmaktadır (Demir, 1997).

Sinir sistemi içerisinde farklı işlevlere sahip beş ayrı sinir hücresi olmakla birlikte, her sinir hücresi; hücre gövdesi, dentritler ve aksondan meydana gelir. Sinir sisteminde gördüğü işleve göre bir milimetreden daha küçük veya bir metreden daha büyük olan bilgi taşıyıcısı aksonlar, sinir akımının daha süratli olarak akson üzerinden aktarılmasını sağlayan Miyelin Kılıf isimli bir kabukla kaplıdır. Bu kabuk yer yer Ranvier Boğumu adı verilen noktalarda kesintiye uğramaktadır (Cüceloğlu, 1991).



Şekil 2.2 Sinapsın yapısı [6]

Sinir hücrelerinin birbirleriyle iletişim kurması sinaps adı verilen akson ve dentritlerin birleşme yerlerinde gerçekleşmektedir. Sinir hücreleri arasındaki iletişim, elektro-kimyasal bir süreç olan sinir akımları ile sağlanmaktadır. Hücre zarı potasyum iyonlarını, sodyum iyonlarına göre daha kolay geçirmektedir. Potasyumun kimyasal derecesi potasyum iyonlarının hücre dışına yayılmasına neden olurken, negatif organik iyonlar potasyumu hücre içerisinde tutmak için kuvvetli bir faaliyet gösterir. Bu karşıt güçlerin savaşımlı sonucunda, daha fazla sodyum ve klorit iyonları hücre dışında kalırken, daha fazla potasyum ve organik iyonlar hücre içinde kalmakta, bu da bir denge durumuna ulaşılmasını sağlamaktadır. Oluşan bu denge ile hücre içi sıvının daha negatif olması sonucunda, hücre zarında 70-100 milivolt düzeyinde bir potansiyel enerji kalmaktadır. Polarize duruma geçen

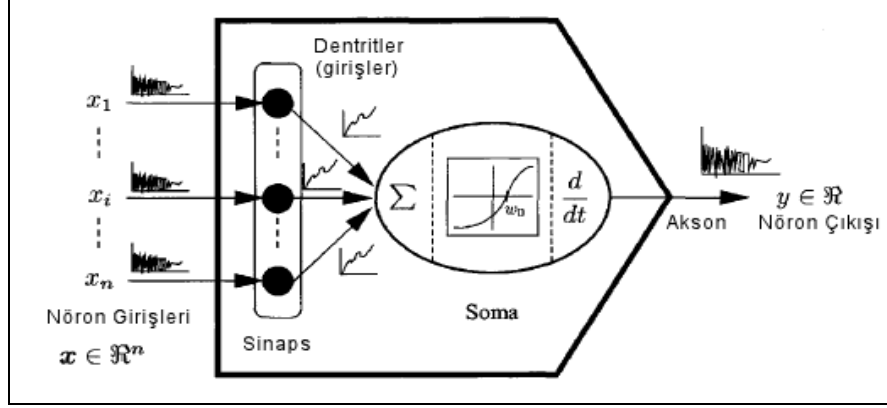
sinir hücresi, kendisine yakın diğer hücreler tarafından uyarıldığında, hücre zarının geçirgenlik derecesi değişerek, sodyum iyonlarının süratle hücre içerisine dolmasını ve zarın iç kısmının, dışına göre daha pozitif yüklü duruma gelmesini sağlamaktadır. Bu duruma ise hücre zarının depolarize olması denilmektedir.

Akson tepeciğinden başlayarak, zarın bir noktasında meydana gelen depolarizasyon, bu noktaya bitişik diğer noktaların da geçirgenlik derecesini değiştirmekte, depolarizasyon durumunun aksonun sonuna kadar zincirleme bir reaksiyon şeklinde devam etmesini, sinirsel akımın hücre gövdesinden, aksonun en ucunda yer alan ve diğer sinir hücrelerinin dentritleri ile ilişki kurabilen sinaptik uçlara kadar aktarılmasını sağlamaktadır (Cüceloğlu, 1991).

Sinaptik uçlara gelen sinirsel akım, kalsiyum iyonlarının etkisiyle zarın geçirgenliğini değiştirmekte ve sinaptik keseciklerdeki biyokimyasal maddelerden oluşan sinirsel aktarıcıları etkilemektedir. Etkilenen sinirsel aktarıcılar, 1/2,000,000 santimetre genişliğindeki sinaptik aralıktan geçerek, diğer sinir hücresinin dentritlerine ulaşmaktadır. Sinaptik aktarıcılar bu tür sinaptik birleşmeler sırasında, diğer sinir hücresinde uyarıcı veya engelleyici olmak üzere iki farklı durumun gerçekleşmesine neden olur. Uyarıcı durumda, hücre zarının geçirgenliğinin değişmesi sonucunda hücre içerisine daha kolay akan pozitif iyonlar, sinir hücresinin depolarize olmasını sağlayıp, hücrede de sinirsel bir akımın başlamasına yol açar. Engelleyici durumda ise, negatif iyonlar sinir hücresini daha da polarize ederek, sinirsel akımın durmasını sağlamaktadır. Ancak sinir sistemindeki sinir hücrelerinin her birisi, sadece tek bir sinir hücresi tarafından uyarılmamaktadır. Sinir hücresine, birden fazla sinir hücresi tarafından aynı anda yapılan etkiler, hem uyarıcı hem de engelleyici olabilir. Alıcı sinir hücresi, uyarıcı ve engelleyici nitelikteki bu etkileri akson tepeciğinde toplar. Elde edilen bu toplam, belirli bir eşik değerinden büyükse, sinirsel akımın devamı sağlanır (Cüceloğlu, 1991).

2.3 Yapay Sinir Hücresi Modeli

Yapay Sinir Ağları, birbirine doğrusal veya doğrusal olmayan bir çok işlemci biriminden oluşur. Biyolojik sinir sistemine olan benzerlikten dolayı ağ içerisinde bulunan her bir işlemci birimi yapay sinir hücresi olarak adlandırılır. Yapay sinir hücreleri temel olarak beş kısımdan oluşmaktadır. Bunlar; girişler, ağırlıklar, toplama işlemi, transfer fonksiyonu ve çıkış olarak sıralanır.



Şekil 2.3 Yapay sinir hücre modelinin yapısı (Gupta vd., 2003)

2.3.1 Girişler

Yapay sinir ağlarında öğrenme işlemi girişler ile gerçekleştirilir. Dış dünyadan veya bir önceki katmandan alınan bilgiler giriş olarak yapay sinir hücrelerine gönderilir.

2.3.2 Ağırlıklar

Ağırlıklar, girişlerin yapay sinir hücreleri üzerindeki etkisini belirleyen ve öğrenme işleminin gerçekleşmesini sağlayan katsayılardır.

2.3.3 Toplama İşlemi

Yapay sinir hücresine gelen net girişin hesaplanması toplama işlemi olarak adlandırılır. Bu işlemi gerçekleştirebilmek için en az, en çok veya normalleştirme algoritmaları gibi değişik fonksiyonlar kullanılmaktadır. En yaygın kullanılan yöntem ağırlıklı toplamı bulmaktır. Ağırlıklı toplamı bulabilmek için yapay sinir hücresinin girişindeki her bir ağırlığın ait olduğu girişlerle çarpımının toplamları eşik değeri ile toplanır. Eşik değeri biyolojik sinir hücrelerinin yüzeylerindeki potansiyel farkının bir benzerini yapay sinir hücrelerinde elde etmek için kullanılan kat sayıdır (Haykin, 2005).

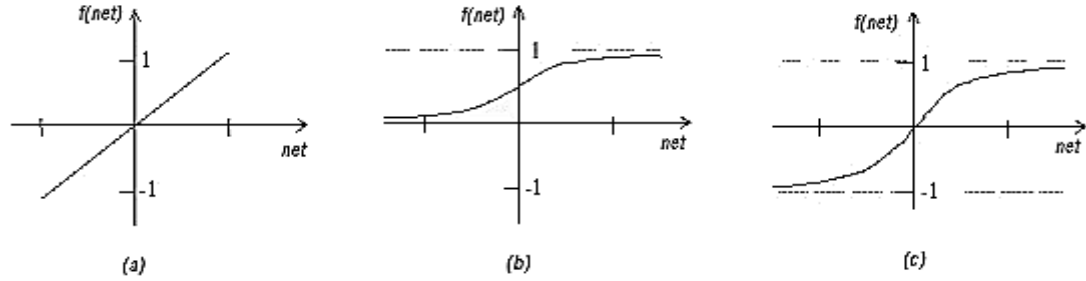
$$net_j = \sum_i^n (x_i \cdot w_{ji}) + \theta_j \quad (2.1)$$

Eşitlik (2.1)'de net_j , j yapay sinir hücresine ait toplama işleminin sonucu, x_i j yapay sinir hücresine ait girişler, w_{ji} , j yapay sinir hücresine ait giriş ağırlıkları, θ_j değeri ise, j yapay sinir hücresine ait eşik değeridir. Yukarıdaki eşitlikteki ağırlıklı toplama işlemi en çok kullanılan yöntem olmasına rağmen, belirli bir problem için kaynaklarda uygun toplama fonksiyonunu belirlemek için bulunmuş bir formül yoktur. Bundan dolayı, deneme yanılma

yöntemi kullanılarak, yapay sinir ağı modeli için en uygun fonksiyon seçilir. Hatta fonksiyon seçimi gerçekleştirilirken ağ içerisinde her bir yapay sinir hücre grubuna farklı toplama fonksiyonları uygulanarak toplama işlemi gerçekleştirilebilir.

2.3.4 Aktivasyon Fonksiyonu

Yapay sinir hücresinin ve ağı davranışını belirleyen en önemli etkenlerden biri de aktivasyon fonksiyonudur. Biyolojik sinir hücrelerinde, girişin net toplamı belli bir değeri aştığında sinir hücresi kısa süreli bir darbe gönderir. Bu davranışın bir benzerini yapay sinir hücrelerinde de elde edebilmek için aktivasyon fonksiyonu kullanılarak, yapay sinir hücresi net girişini, giriş ifadesine bağlı olarak yapay sinir hücre çıkışının standart değeri için normalize edilir. Toplama işlemini gerçekleştirmek için kullanılan değişik fonksiyonlar gibi aktivasyon fonksiyonunun değerini hesaplamak için de farklı fonksiyonlar ve yöntemler kullanılabilir. Aktivasyon fonksiyonlarından üçü Şekil 2.3'de gösterilmiş, matematiksel ifadeleri ise (2.2)-(2.4) denklemlerinde verilmiştir.



Şekil 2.4 (a) Parçalı lineer aktivasyon fonksiyonu (b) Sigmoid tipi aktivasyon fonksiyonu (c) Hiperbolik tanjant tipi aktivasyon fonksiyonu

Parçalı lineer aktivasyon fonksiyonu:

$$f(net_j) = net_j \quad (2.2)$$

Sigmoid tipi aktivasyon fonksiyonu:

$$f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \quad (2.3)$$

Tanjant hiperbolik aktivasyon fonksiyonu:

$$f(net_j) = \frac{e^{net_j} - e^{-net_j}}{e^{net_j} + e^{-net_j}} \quad (2.4)$$

2.3.5 Çıkış

Aktivasyon fonksiyonunun sonucunun dış dünyaya veya diğer yapay sinir hücrelerine gönderildiği yer çıkış olarak tanımlanır (Elmas, 2003). Çıkış değeri eşitlik (2.5) kullanılarak hesaplanır.

$$y_j = f(net_j) \quad (2.5)$$

Her yapay sinir hücresinin sadece bir tane çıkış değeri vardır. Ağ içerisinde yapay sinir hücrelerinin çıkış değerleri kopyalanarak diğer yapay sinir hücrelerine iletilir. İletilen çıktı değeri diğer yapay sinir hücrelerinin giriş değerlerini oluşturur.

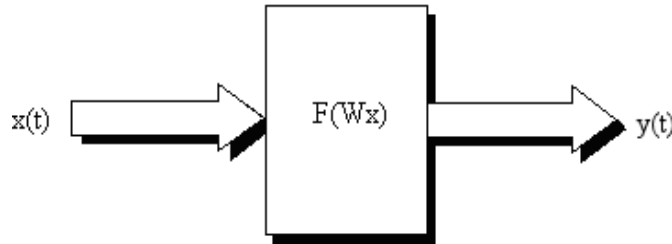
2.4 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Bir yapay sinir hücresi, istenildiği sayıda giriş bağlantısı ve tek bir çıkış bağlantısına sahip olabilir. Bu tek çıkış bağlantısı kopyalanarak diğer yapay sinir hücrelerine dağıtılır. Her bir yapay sinir hücresinin yerel belleği ve bir tanede transfer fonksiyonu vardır.

YSA, yapay sinir hücrelerinin oluşturduğu bir takım alt kümelere ayrılabilir. Bu alt kümelerdeki yapay sinir hücrelerinin transfer fonksiyonları genellikle aynıdır. Bu küçük gruplara katman adı verilir. Yapay sinir ağı, katmanların hiyerarşik bir biçimde bağlanmasından oluşmuştur. Transfer fonksiyonu ve yerel bellek elemanı, bir öğrenme kuralıyla giriş-çıkış sinyali arasındaki bağıntıya göre ayarlanır. Yapay sinir ağını eğitmede kullanılan öğrenme algoritması ile ağ yapısı arasında doğru olmayan bir ilişki vardır. Bu nedenle yapay sinir ağının tasarımında kullanılan algorithmadan önce ağın yapısı belirtilir.

2.4.1 İleri Beslemeli Ağ

İleri beslemeli bir ağda yapay sinir hücreleri genellikle katmanlara ayrılmışlardır. Girişler, yapay sinir hücreleri tarafından, giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü bağlantılarla iletilir. Bir katmandaki yapay sinir hücreleri bir önceki katmanın yapay sinir hücreleri tarafından beslenir.

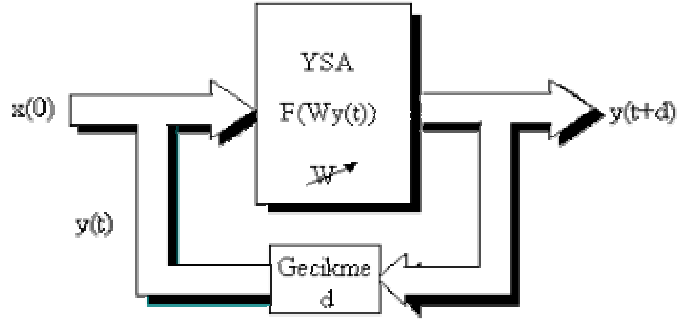


Şekil 2.5 İleri beslemeli sinir ağı için blok gösterim (Sağiroğlu vd., 2003)

Yapay sinir hücreleri bir katmandan diğer bir katmana bağlantı kurarlarken, aynı katman içerisinde bağlantı kuramazlar. İleri beslemeli ağlara örnek olarak MLP (Çok Katmanlı Algılayıcılar) ve LVQ (Doğrusal Vektör Parçalama) ağları verilebilir (Sağiroğlu vd, 2003).

2.4.2 Geri Beslemeli Ağ

Geri beslemeli sinir ağı, ara ve çıkış katmanlarındaki çıkışların, giriş birimlerine veya önceki ara katmanlara geri beslendiği bir ağ yapısıdır. Böylece, girişler hem ileri yönde, hem de geri yönde aktarılmış olur.



Şekil 2.6 Geriye beslemeli sinir ağı için blok gösterim (Sağiroğlu vd., 2003)

Geriye beslemeli ağların dinamik hafızaları vardır ve bir andaki çıkış, hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bundan dolayı, geriye beslemeli sinir ağları önceden tahmin uygulamaları için kullanılır ve bu ağlar çeşitli tipteki zaman serilerinin tahmininde oldukça başarı sağlamışlardır. Geri beslemeli ağlara örnek olarak Hopfield, Narmax, Elman ve Jordan ağları verilebilir (Sağiroğlu vd., 2003).

2.5 Yapay Sinir Ağları ve Öğrenme Algoritmaları

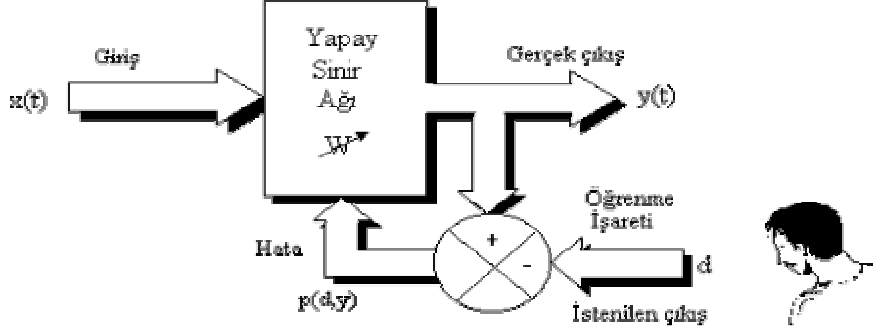
2.5.1 Öğrenme Algoritmalarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları gibi örneklerden öğrenen sistemlerde değişik öğrenme stratejileri kullanılmaktadır. Öğrenmeyi gerçekleştirecek olan sistem ve kullanılan öğrenme algoritması bu stratejilere bağlı olarak değişmektedir. Genel olarak 3 öğrenme stratejisinin uygulandığı görülmektedir. Bunlar sırasıyla; danışmanlı öğrenme, takviyeli öğrenme ve danışmansız öğrenme algoritmalarıdır.

2.5.1.1 Danışmanlı Öğrenme

Danışmanlı öğrenmede (x_1, x_2, \dots, x_n) şeklindeki giriş vektörünün, (y_1, y_2, \dots, y_n) şeklindeki çıkış vektörü, tam ve doğru olarak bilinmektedir. Her bir giriş çifti için ağ doğru sonuç

verecek şekilde seçilen bir öğrenme algoritması ile beraber eğitilir. Ağırlıkların sabitlendiği duruma ulaşıldığında öğretici, ağdan ayrılır ve bundan sonra ağ öğreticisiz şekilde çevresiyle etkileşimde bulunur.

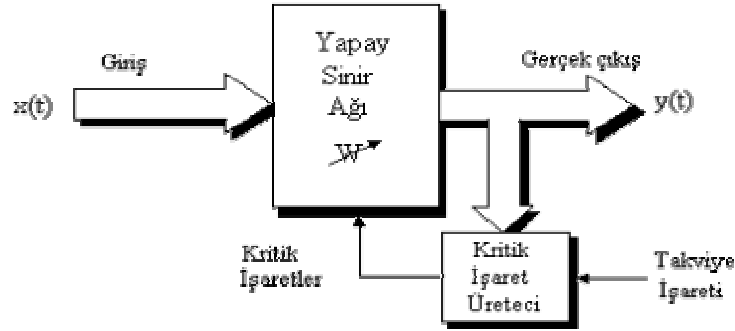


Şekil 2.7 Danışmanlı öğrenme yapısı (Sağiroğlu vd., 2003)

Çok katmanlı algılayıcıları kullanan ağlar danışmanlı öğrenmeye örnek olarak verilebilir (Mumyakmaz, 1998).

2.5.1.2 Takviyeli Öğrenme

Takviyeli öğrenmede, öğrenme, sisteme değer girişi yapılabilen herhangi bir ölçüye bağlı olarak gerçekleştirilir. Bundan dolayı takviyeli öğrenme, değer biçici bir geri beslemeli sistem olarak düşünülebilir.

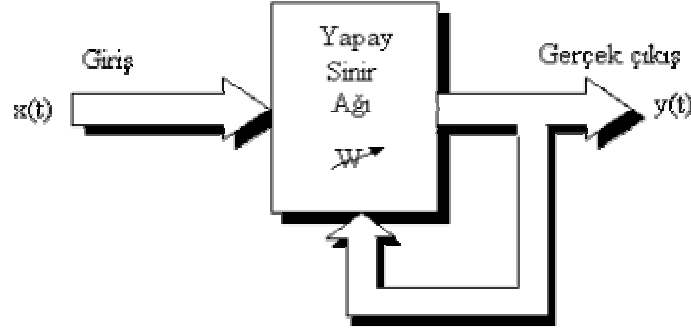


Şekil 2.8 Takviyeli öğrenme yapısı (Sağiroğlu vd., 2003)

Optimizasyon problemlerini çözmek için Hinton ve Sejnowski'nin geliştirdiği Boltzmann kuralı veya LVQ takviyeli öğrenmeye örnek olarak verilebilirler (Sağiroğlu vd., 2003).

2.5.1.3 Danışmansız Öğrenme

Danışmansız öğrenmede ağın öğrenmesine yardımcı olan herhangi bir öğretmen yoktur. Sisteme sadece girdi değerleri gösterilir. Örneklerdeki parametreler arasındaki ilişkileri sistemin kendi kendisine öğrenmesi beklenir.



Şekil 2.9 Danışmansız öğrenme yapısı (Sağiroğlu vd., 2003)

Öğrenme modelinin oluşturulması için bir örneğin, ağa defalarca tanıtılması gerekebilir. Öğrenme kuralı ile ilişkili parametreler ağın zaman içinde gelişme kaydetmesiyle değişir. Grossberg tarafından geliştirilen ART (Adaptif Rezonans Teori) veya Kohonen tarafından geliştirilen SOM (Kendi Kendine Organize Eden Model) öğrenme kuralı, danışmansız öğrenmeye örnek olarak verilebilir (Sağiroğlu vd., 2003).

2.5.2 Yapay Sinir Ağlarının Uygulamaya Göre Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları sistem uygulamalarında kullanımlarına göre ikiye ayrılır:

- Çevrimdışı Öğrenme
- Çevrimiçi Öğrenme

2.5.2.1 Çevrimdışı Öğrenme

Çevrimdışı öğrenme kuralına dayalı öğrenen ağlar, kullanıma alınmadan önce örnekler üzerinde eğitilirler. Bu kuralları kullanan ağlar eğitildikten sonra gerçek hayatta kullanıma alındığında artık öğrenme olmamaktadır. Yapay sinir ağının öğrenmesi gereken yeni bilgiler söz konusu olduğunda, ağ kullanımdan çıkarılmakta ve çevrimdışı olarak yeniden eğitilmektedir. Eğitim tamamlanınca yapay sinir ağı tekrar kullanıma alınmaktadır. Yapay sinir ağlarında yaygın olarak kullanılan Delta öğrenme kuralı bu öğretim kuralına örnek olarak gösterilebilir (Öztemel, 2003).

2.5.2.2 Çevrimiçi Öğrenme

Çevrimiçi öğrenmede yapay sinir ağı gerçek zamanlı olarak çalışabilmektedir. Bu kurala göre öğrenen sistemler gerçek zamanda çalışırken diğer taraftan ise öğrenmeye devam etmektedir. ART öğrenme kuralı ve Kohonen öğrenme kuralı bu sınıfta bulunan öğrenme kurallarına örnek olarak verilebilir (Öztemel, 2003).

2.5.3. Öğrenme Algoritması

Kaynaklarda kullanılan bir çok öğrenme algoritması mevcuttur. Bu öğrenme algoritmalarının çoğunluğu matematik tabanlı olup ağırlıkların güncelleştirilmesi için kullanılırlar.

2.5.3.1 Geriye Yayılım Algoritması

Geriye yayılım algoritması, yapay sinir ağlarının parametrelerinin güncellenmesi için en çok kullanılan öğrenme algoritmasıdır. Günümüzde ses tanıma problemlerinden doğrusal olmayan sistem problemlerine kadar yapay sinir ağları ile çözüm üretilen bir çok alanda başarı ile kullanılmaktadır (Efe ve Kaynak, 2000). Ağ içerisinde hatayı geri yönde azaltmaya çalışmasından dolayı algoritmaya geriye yayılım algoritması adı verilir. Günümüzde geriye yayılım algoritmasının gelişmiş bir çok versiyonu türetilmiştir. Fakat geriye yayılım algoritması genellikle genelleştirilmiş delta öğrenme algoritması ile ifade edilir.

Geriye yayılım algoritmalarında hesaplama iki bölümden oluşur. Bunlar:

- İleri hesaplama
- Geri hesaplama

2.5.3.1.1 İleri Hesaplama

İleri hesaplama yöntemi, eğitim veri setindeki her bir örneğin girdi katmanından ağa gösterilmesi ile başlar. Giriş verileri hiçbir değişiklik olmadan giriş ile gizli katman arasındaki ara katmana gönderilir. Burada, gizli katmandaki her bir yapay sinir hücresi için toplama fonksiyonu hesaplanır. Toplama fonksiyonunun sonucu eşik değeri ile toplanarak gizli katmandaki yapay sinir hücresinin net girişi hesaplanır. Biyolojik sinir hücrelerinde olduğu gibi bir sinyal üretebilmek için her bir yapay sinir hücresi sahip oldukları net girişleri aktivasyon fonksiyonları ile normalize eder ve hücre için bir çıkış değeri üretilmektedir. Bu çıkış değeri bir sonraki katmandaki yapay sinir hücrelerinin giriş değerlerini oluşturur. Hesaplama ağın çıkışına kadar devam eder. Çıktı katmanındaki çıkan değerler, yani çıktı değerleri bulununca, ağın, ileri hesaplama işlemi tamamlanmış olur.

2.5.3.1.2 Geri Hesaplama

Ağa sunulan giriş verileri için ağın ürettiği çıktı değerleri ağın beklenen çıktı değerleri ile karşılaştırılır. Bunların arasındaki fark hata olarak kabul edilir. Amaç bu hatanın

düşürülmesidir. Geriye hesaplamada bu hata ağırlık değerlerine dağıtılarak bir sonraki iterasyonda hatanın azaltılması sağlanır. Çıktı katmanındaki m . yapay sinir hücresi için oluşan hata eşitlik (2.6) ile hesaplanır.

$$E_m = d_m - y_m \quad (2.6)$$

Burada E_m , t . iterasyonda çıktı katmanındaki m . yapay sinir hücresi için oluşan hata değeri, d_m m . yapay sinir hücresi için hedef çıktı değeri, y_m ise çıktı katmanındaki m . yapay sinir hücresinin çıktı değeridir. E_m , çıkış katmanındaki tek bir yapay sinir hücresi için hata değeridir. Çıktı katmanı için oluşan toplam hatayı (TH) bulmak için bütün hataların toplanması gerekir. Bazı hata değerleri negatif olacağından toplamın sıfır olmasını önlemek amacı ile ağırlıkların kareleri hesaplanarak sonucun kare kökü alınmaktadır.

$$TH = \frac{1}{2} \sum_m E_m^2 \quad (2.7)$$

Toplam hatayı azaltmak için ağ çıkışında hesaplanan hata değeri tüm yapay sinir hücrelerine dağıtılmalıdır. Bunun anlamı ağırlıkların değiştirilmesi gerekmektedir. Gizli katmandaki j . yapay sinir hücresini çıktı katmanındaki m . yapay sinir hücresine bağlayan bağlantının ağırlığındaki değişim miktarına Δw_{mj} denirse; herhangi t . iterasyonda ağırlığın değişim miktarı eşitlik (2.8) ile hesaplanır.

$$\Delta w_{mj}(t) = \eta \delta_m x_j + \alpha \Delta w_{mj}(t-1) \quad (2.8)$$

Burada η öğrenme katsayısı, α momentum katsayısı ve δ_m çıkış katmanındaki herhangi bir m . yapay sinir hücresine ait hata faktörüdür. Çıkış katmanı için bu faktör aşağıdaki şekilde hesaplanır.

$$\delta_m = \frac{\partial f}{\partial net_m} E_m \quad (2.9)$$

Çıktı katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlık değişimleri hesaplandıktan sonra t . iterasyonda çıktı katmanındaki herhangi m . yapay sinir hücresi ile gizli katmandaki herhangi j . yapay sinir hücresi arasındaki ağırlık değeri eşitlik (2.10)'daki gibi olacaktır.

$$w_{mj}(t) = w_{mj}(t-1) + \Delta w_{mj}(t) \quad (2.10)$$

Eşik değerleri de ağırlıklar ile benzer şekilde hesaplanır.

$$\Delta\theta_m(t) = \eta\delta_mx_j + \alpha\Delta\theta_m(t-1) \quad (2.11)$$

$$\theta_m(t) = \theta_m(t-1) + \Delta\theta_m(t) \quad (2.12)$$

Gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki ağırlıkların değişiminde her ağırlık için sadece çıktı katmanındaki bir yapay sinir hücresinin hatası hesaplanır. Toplam hatanın oluşmasında girdi katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıkların (varsa iki gizli katman arasındaki ağırlıklarında) hatada payı vardır. Bu nedenle girdi katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıkların değiştirilmesinde tüm yapay sinir hücrelerinin hatası hesaba katılır. Ağırlıkların değiştirilmesinde gizli katmandaki yapay sinir hücreleri için eşitlik (2.8)'de hata değeri olarak da eşitlik (2.9) yerine eşitlik (2.13) kullanılır.

$$\delta_j = \left[\frac{\partial f}{\partial net_j} \right] (\sum w_{mj} \delta_m) \quad (2.13)$$

Böylelikle çıkış katından başlayarak δ_m faktörü, bütün katlardaki sinir hücreleri için hesaplanır. Eşitlik (2.10)'deki formüle bağlı olarak, bütün bağlantılar için ağırlıkların güncelleştirilmesi gerçekleştirilir.

Başarılı ve hızlı bir eğitim süreci için η ve α değerlerinin seçimi önemlidir. Geri yayılım öğrenme işlemi, bu iki katsayıdan etkilenmektedir. Bu katsayılar için uygun değerlerin seçilmesi deneysel olarak belirlense de bu değerler, uygulamalara ve problemlere bağlıdır. Öğrenme katsayısı için tipik değerler, 0.01 ile 0.9 arasında değişir. Karmaşık ve zor çalışmalar için daha küçük değerlerin seçilmesi önerilir.

2.5.3.2 Quasi Newton Algoritması

Newton algoritması, daha hızlı optimizasyon sağladığı için genelleştirilmiş geriye yayılım algoritmasına bir alternatif olarak kullanılır ve (2.14) eşitliği ile ifade edilir.

$$x_{k+1} = x_k - w_k^{-1} g_k \quad (2.14)$$

Hessian matrisi olarak adlandırılan H, ağırlık ve biasların mevcut değerlerindeki tanımlanan performans indeksinin ikinci dereceden türevlerini ifade eder. Newton yöntemi, Eşlenik Gradyen algoritmasına göre daha hızlı yakınsamasına rağmen, ileri beslemeli ağlar için Hessian matrisinin hesaplanması oldukça zor ve zaman alıcıdır. Newton algoritması temelinde Hessian matrisi'nin hesaplanmasına gerek olmayan yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemlere Quasi Newton algoritmaları denir. Quasi Newton yöntemlerinden en başarılı

olanı Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) yöntemidir. BFGS, her iterasyonda Hessian matrisinin yaklaşık değerinin hesaplanmasına dayanır (Sağıroğlu vd., 2003).

$$\rho(t) = -w^{-1}(t)g(t) \quad (2.15)$$

$$w(t+1) = w(t) + \Delta w(t) \quad (2.16)$$

$$\Delta w(t) = \frac{g(t)g(t)^T}{g(t)^T p(t)} \cdot \frac{\Delta g(t)\Delta g(t)^T}{\Delta g(t)^T \Delta x(t)} \quad (2.17)$$

BFGS'de arama doğrultusu (2.15) eşitliğine göre seçilir, ilk iterasyonda Hessian matrisi, birim matris veya Jakobian matrisinin türevi olarak seçilebilir. $\Delta w(t)$ değeri, (2.17) denklemi ile hesaplanır. $\Delta w(t)$, t. iterasyonundaki ağırlık değişimidir (Sağıroğlu vd., 2003).

2.5.3.3 Levenberg-Marquardt Algoritması

Levenberg-Marquardt yöntemi, maksimum komşuluk fikri üzerine kurulmuş en az kareler hesaplama metodudur. Gauss-Newton ve Steepest-Descent algoritmalarının en iyi özelliklerinden oluşur ve bu iki metodun kısıtlamalarını ortadan kaldırır. Levenberg-Marquardt'de amaç parametre vektörünün, amaç hata fonksiyonunun minimumdayken bulunmasıdır (Demuth vd., 2002). Levenberg-Marquardt algoritması, Quasi-Newton gibi Hessian matrisinin yaklaşık değerini kullanır. Levenberg-Marquardt algoritması için Hessian matrisinin değeri yaklaşık şekilde aşağıdaki eşitlik ile bulunur.

$$H(t) = J^T(t)J(t) + \mu I \quad (2.18)$$

Eşitlikteki μ Marquardt parametresi, I birim matristir. Burada J matrisi, Jakobien matrisi olarak adlandırılır ve ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevlerinden oluşur.

$$J(t) = \frac{\partial E(t)}{\partial w(t-1)} \quad (2.19)$$

Eşitlik (2.19)'deki E, ağ hataları vektörüdür. Jakobien matrisi, hesaplamada Hessian matrisinden daha kolay olduğu için tercih edilir. Ağın gradyeni, eşitlik (2.20) ile hesaplanır.

$$g(t) = J^T(t)E(t) \quad (2.20)$$

Ağırlıklar ise (2.21) Eşitliğine göre değiştirilir.

$$w(t+1) = w(t) - [H(t)]^{-1} g(t) \quad (2.21)$$

Marquardt parametresi, μ , skaler bir sayıdır. Eğer μ sıfırsa, bu yöntem yaklaşık Hessian matrisi kullanan Newton algoritması; eğer μ büyük bir sayı ise, küçük adımlı gradyen azalması yöntemi haline gelir (Haykin, 2005).

2.6 Yapay Sinir Ağlarının Avantajları

Yapay sinir ağları öğrenme işlemini gerçekleştirebilmekte ve öğrenme işlemi gerçekleştirildikten sonra, belirsizlikler altında, öğrendikleri olaylar ile ilgili ilişkiler kurarak kararlar verebilmektedirler (Öztemel, 2003). Yapay sinir hücrelerindeki aktivasyon fonksiyonları tarafından üretilen doğrusal olmayan çıkış sinyali, yapay sinir ağlarını doğadaki hemen hemen her probleme uygulanabilmesini sağlamaktadır.

Biyolojik sinir hücrelerinde veriler dağınık yapıda saklanır. Yapay sinir ağlarında ise, veriler, ağırlıklarda paralel olarak dağıtılmış şekilde temsil edilmekte, korunmakta ve işlenmektedir. Ağdaki paralel yapı bilginin anlaşılmasını ve yorumlanmasını kolaylaştırır (Sağiroğlu vd., 2003).

Yapay sinir ağlarının eksik bilgilerle çalışabilme yetenekleri hatalara karşı toleranslı olmalarını sağlamaktadır. Ağ, hücrelerinin bir bölümünü bozursa bile çalışmaya devam eder. Bozulan hücrelerinin önemine göre ağın performansında düşmeler görülebilir. Fakat hangi hücrenin önemli olduğuna da yine ağ eğitim esnasında kendisi karar verir. Bunu kullanıcı bilmemektedir (Öztemel, 2003).

Yapay sinir ağlarının örnekler ile kendisine gösterilen yeni durumlara adapte olması ve sürekli yeni olayları öğrenebilmesi mümkündür. Ağ, tanımı veya parametreleri değişen probleme veya sisteme uygun çözümler sağlamak için tekrar ve tekrar eğitilebilir. Eğitim gerçek zamanda da gerçekleştirilebilir. Bu özellik yapay sinir ağlarının hedef tanıma, sınıflandırma, işaret işleme, sistem kimliklendirme, otomatik kontrol ve modelleme gibi bir çok alanda kullanımını sağlamıştır (Sağiroğlu vd., 2003).

2.7 Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları

Yapay sinir ağlarında, probleme uygun ağ yapısının belirlenmesi deneme yanılma yolu ile gerçekleştirilir ve bu ise önemli bir problemdir çünkü eğer problem için uygun bir ağ oluşturulamaz ise çözümü olan bir problemin çözülememesi veya performansı düşük çözümlerin elde edilmesi söz konusu olabilir. Yapay sinir ağı içerisinde ağ parametrelerinin belirlenmesinde belirli bir kural bulunmamaktadır. Parametrelerin belirlenmesi kullanıcının tecrübesine bağlıdır ve her sistem için ayrı ayrı değerlendirilmesi gerekmektedir.

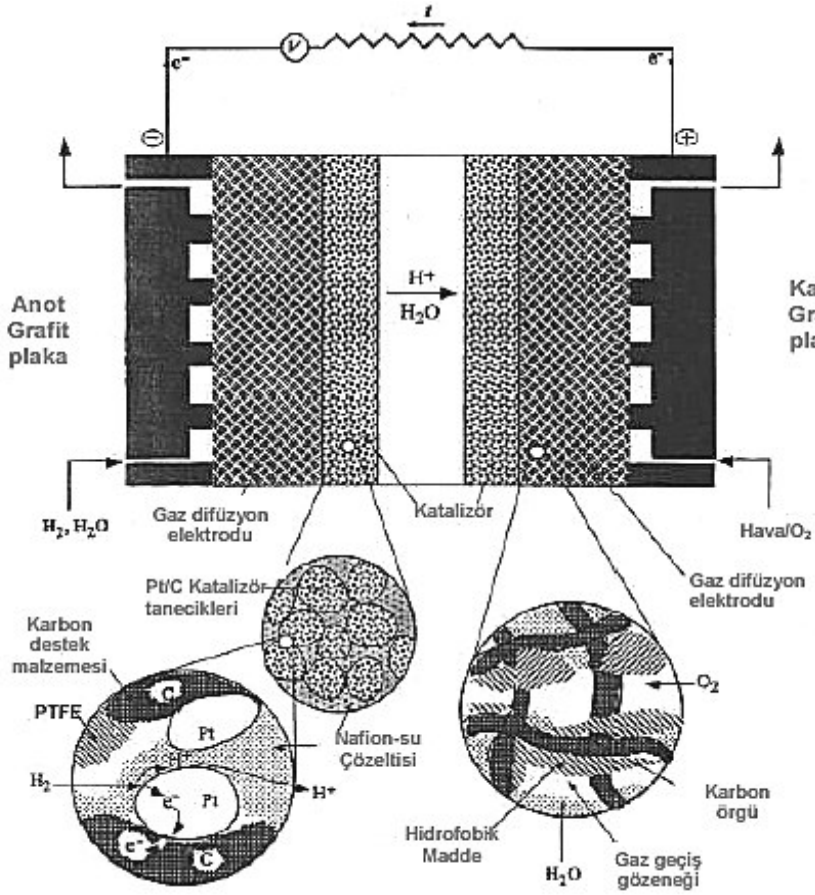
Yapay sinir ađları sadece nümerik bilgiler ile alıřır. Bu nedenle problemlerin nümerik gösterime dönüřtürülmesi gereklidir. Ayrıca problemin nümerik gösterimi mümkün olsa bile bunun ađa gösteriliř řekli problemin başarılı bir řekilde çözümlenmesini de etkiler. Ađın eğitiminin ne zaman bitirileceđine karar vermek için geliřtirilmiř bir yöntem yoktur. Ađın örnekler üzerindeki hatasının belirli bir deđerin altına indirilmesi eğitimin tamamlanması için yeterli görölmektedir. Fakat neticede en iyi öğrenmenin gerekleřtiđi söylenememektedir. Sadece iyi çözümler üretebilen bir ađ oluřtu denilebilmektedir.

Belki de en önemli sorun ađın, davranıřlarının açıklanamamasıdır. Herhangi bir probleme çözümler üretildiđi zaman bunun nasıl ve neden üretildiđi konusunda, yapay sinir ađı bir bilgi vermez. Bu ise ađın sonucuna olan güveni azaltmaktadır (Öztemel, 2003).

3. PEM YAKIT HÜCRELERİ

3.1 Tanım

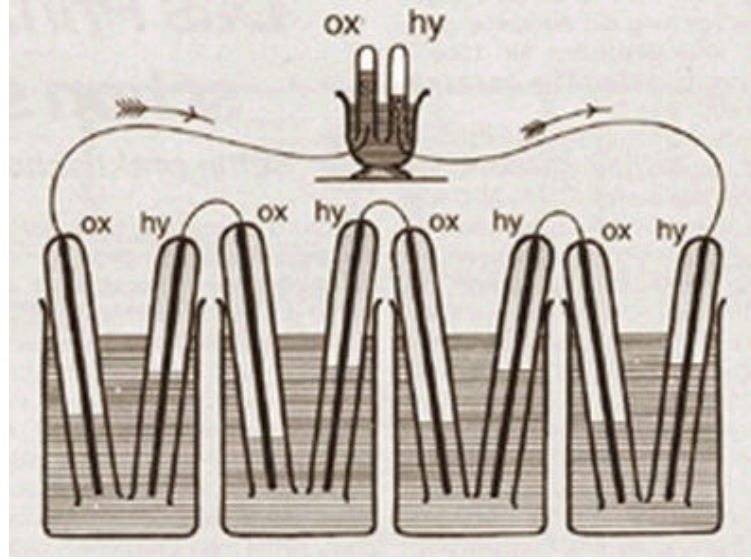
PEM yakıt hücreleri, sisteme dışarıdan sağlanan hidrojen ve oksijenin kimyasal enerjisini polimer elektrolit membran kullanarak doğrudan elektrik ve ısı formunda kullanılabilir enerjiye çeviren güç üretim sistemleridir. PEM yakıt hücresi; anot (negatif yüklü elektrot), katot (pozitif yüklü elektrot) ve bu iki elektrotun arasına sıkıştırılmış bir elektrolit membrandan oluşur (Şekil 3.1).



Şekil 3.1 PEM yakıt hücresi (Thampan vd., 2001)

Yakıt hücreleri ile ilgili ilk çalışma, 1839 yılında İngiliz bilim adamı William R. Grove tarafından başlatılmıştır (Hoogers, 2003). Grove hücresi olarak adlandırılan ilk hücre, çinko sülfat içerisinde platin elektrot daldırılarak oluşturulmuş ve yaklaşık 1.8 volt civarında 12 amperlik akım üretilmiştir. Grove, birisi sülfürik asit kabına, diğeri ise oksijen ve hidrojen kabına daldırılan iki platin elektrotu düzenleyerek, elektrotlar arasında sabit bir akım akacağını keşfetmiş ve sızdırmazlığı sağlanan kaplar da hem suyu, hem de gazları

tutmuştur. Grove, “felsefe dergisine” gönderdiği ilk yazısında yakıt hücrelerini tarif etmiştir. Daha sonraki yazılarında ise potasyum iyodür ve su çözeltisi ile gerçekleştirdiği ve birkaç pili seri olarak birbirine bağladığı yakıt hücrelerini tanıtarak, ve bir hidrojen-klor yakıt hücresinde, bazı yağların, eterlerin ve alkollerin hidrojenle birlikte kullanıldığında gerilim yaratacak çözümlerini sunmuştur (Hoogers, 2003).



Şekil 3.2. William Grove'un gaz pili (Hoogers, 2003)

Yakıt hücreleri ile ilgili ilk çalışma 1839'da yapılmasına rağmen, sonraki yıllarda yakıt hücrelerinin elektrik üretiminde kullanılmayacağı düşünüldüğü için yaklaşık bir asır boyunca bu konu ile ilgili çalışmalar duraklama devrine girmiştir.

İngiliz bilim adamı Francis Thomas Bacon, Grove'un keşfinden beri bilinen asit elektrolit yerine potasyum hidroksit (KOH) kullanarak, 1930'ların sonunda alkali elektrolitlerle deneysel çalışmalara başlamıştır. KOH, asit elektrolitler kadar iyi sonuç vermiş ve elektrotlara korozif etkisi olmamıştır. Bacon'un hücresinde de gözenekli “gaz difüzyon elektrotlar” kullanılmıştır (Hoogers, 2003).

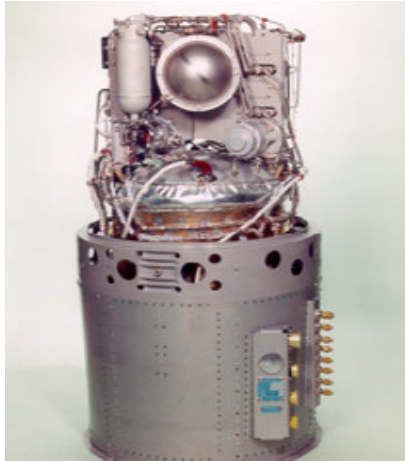
1956'da Bacon ve 14 kişilik ekibi 40 hücreli büyük bir yakıt hücresi yapmak için çalışmalara başlamıştır. Çalışmalarının sonucunda hücrelerinin boyu 10 inç olan 6 kW'lık alkali yakıt hücresini yapmışlardır. 1960'lı yılların başlarında, uçak motor üreticisi Pratt&Whitney, Bacon'a patentlerinin lisansını vermiş ve alkali hücre kullanarak Apollo uzay aracını çalıştırmak için NASA sözleşmesini kazanmıştır (Hoogers, 2003).



Şekil 3.3. Bacon ve 6 kW'lık 40 hücreli alkali yakıt hücresi (Hoogers, 2003)

1950'lerin başlarında, NASA uzay çalışmalarında kullanmak için yakıt hücre teknolojisi ile ilgili yüzlerce projeyi desteklemeye başlamıştı. NASA'nın yakıt hücreleri ile ilgili çalışmalara destek vermesi PEM yakıt hücrelerinin keşfedilmesine imkan vermiştir.

PEM yakıt hücresi teknolojisi, 1960'ların başlarında General Electric'te Thomas Grubb ve Leonard Niedrach'ın çalışmaları sonucunda keşfedilmiştir (Hoogers, 2003). Bu dönemde, General Electric, Amerikan ordusuna ait şirketler ile yürüttüğü proje kapsamında geliştirdiği küçük PEM yakıt hücresi ile ilk başarısını dünyaya duyurmuştur. Geliştirilen bu ilk yakıt hücresi, su ve lityum hidrat karışımının ürettiği hidrojen ile çalışmaktaydı. Bu yakıt karışımı, kullanıldıktan sonra atılabilen ve hizmetteki personele kolaylıkla ulaştırılabilen metal bir kap içerisinde tutuluyordu. Fakat bu hücrede katalizör olarak oldukça pahalı bir element olan platin kullanılmıştır.



Şekil 3.4. Gemini Uzay aracında kullanılan PEM yakıt hücresi (Hoogers, 2003)

PEM yakıt hücreleri, pilotlu uzay programının ilk günlerinde NASA'nın "Gemini" projesinin bir kısmı olarak hizmete girmiştir. Gemini 1'den Gemini 4'e kadar olan seferlerde, PEM hücresi yerine bataryalar kullanılmıştır. Çünkü hücre modelinde, membrandan oksijen sızıntısı ve iç hücre kirlenmesi gibi teknik zorluklar meydana gelmişti. General Electric, PEM yakıt hücrelerini yeniden tasarlamış ve NASA, Gemini 5'deki arızalara rağmen geriye kalan Gemini uçuşlarında PEM yakıt hücrelerini kullanmıştır.

Proton geçirgen membranlı yakıt hücreleri isimlerini elektrolit olarak kullanılan özel polimerik membranlardan alır. PEM yakıt hücrelerinde, elektrotlar karbon yapılı olup, kullanılan elektrolit ise ince bir polimer membrandır. Bu membran, poliperflorosulfonik asit veya Nafion'dur. Bu ince polimer tabakadan protonlar kolayca diğer tarafa geçebilirken, elektronların geçişi mümkün değildir. Hidrojen katalizör yüzeyinde iyonlarına ve elektronlarına ayrılır. Oluşan hidrojen iyonları ince membrandan katoda doğru ilerlerken, geçişi engellenen elektronlar dış devreden geçerek akım oluştururlar. Havadan sağlanan oksijen katot üzerinde hidrojen iyonları ve dış devreden gelen elektronlar ile birleşerek suyun oluşmasını sağlar.

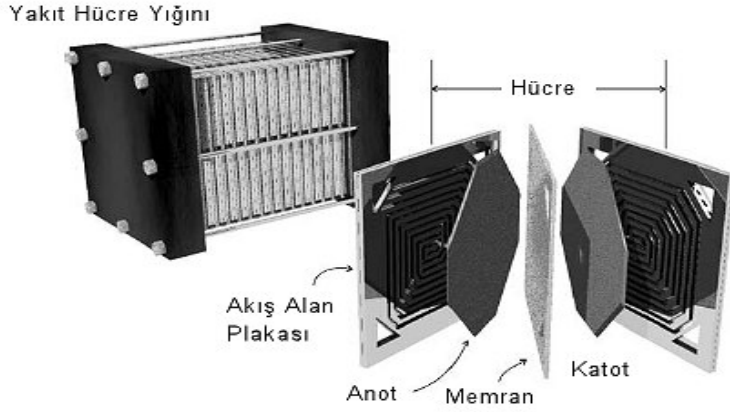
PEM yakıt hücrelerinin en büyük avantajları; küçük boyutta uygulanabilir olmaları, düşük sıcaklıklarda çalışabilmeleri ve bu düşük sıcaklıklarda kolayca yüksek güç üretimine geçebilmeleridir. Bunların yanı sıra, yüksek verimde çalışmaları, % 40-50 seviyesinde maksimum teorik voltaj üretebilmeleri ve güç ihtiyacındaki değişikliklere hızlı cevap verebilmeleri de PEM yakıt hücrelerini tercih edilir konuma getirmektedir. Günümüzde 50 kW'lık güç üreten PEM yakıt hücre yığınları piyasada satılmakta olup, 250 kW'a kadar güç üretimi yapan yakıt hücre sistemleri üzerinde çalışmalar devam etmektedir. Fakat, bu teknolojinin geniş bir kullanım alanına sahip olabilmesi için, özelliklerinin ve ekonomisinin iyileştirilmesi gerekmektedir. (Lanz, 2001).

3.2 PEM Yakıt Hücrelerinin Yapısı

Bir adet yakıt hücresinin biriminin maksimum voltaj çıkışı 1 V'dur. PEM yakıt hücrelerinde sürekli gerilim ve güç çıkışları elde edebilmek için, bir çok yakıt hücresi seri olarak bağlanır. Yakıt hücre yığınları, çeşitli boyutlarda ve farklı sayıdaki yakıt hücreleri ile tasarlanabilir (Lanz, 2001).

Her bir yakıt hücresi, bir membran elektrot biriminden (MEA) ve akış alanı plakalarından oluşur. MEA, anot, katot ve elektrolitten meydana gelir. MEA, grafiten yapılmış iki akış

alanı plakası arasına yerleştirilir. Bu plakalardaki kanallar ise MEA'da karşı taraflara yakıt ve hava geçişini sağlar (Denizli, 2005).



Şekil 3.5. Çift kutuplu levhalardan yapılmış yakıt hücresi yığını ve membran elektrot birimi (Hoogers, 2003)

Soğutma plakaları, yakıt hücrelerinin arasına yerleştirilir. Plakadaki kanallar, yakıt hücreleri arasında dolaşarak, gerektiği yerde ısıyı alarak veya vererek yakıt hücre reaksiyonlarının sıcaklığını ayarlamak için kullanılır. Grafit tabakalar arasındaki sınırlar; hava, hidrojen ve suyun karışmasını engeller. Yakıt hücrelerini birbirinden ayıran akış alanı plakaları, yakıt hücresi yığını içerisinde birbirine kontaktlar ile bağlanır. Elektrik akımının iletileceği elektrik levhaları, akış alanı plakalarının her iki ucuna bağlanır (Denizli, 2005). Yakıt hücresi yığınının tasarımı, polimer membranın birim alanı başına en yüksek gücün elde edilmesine göre yapılır. PEM yakıt hücrelerinden elde edilen gücün miktarı, hücre yığını içerisindeki hücre sayısına ve yakıt hücresi modelinin kısıtlamalarına göre değişir. Model kısıtlamaları, PEM yakıt hücresini oluşturan parçaların tasarımına ve bu parçalar ile kullanılan yakıt ve oksitleyicinin madde özelliklerine bağlıdır.

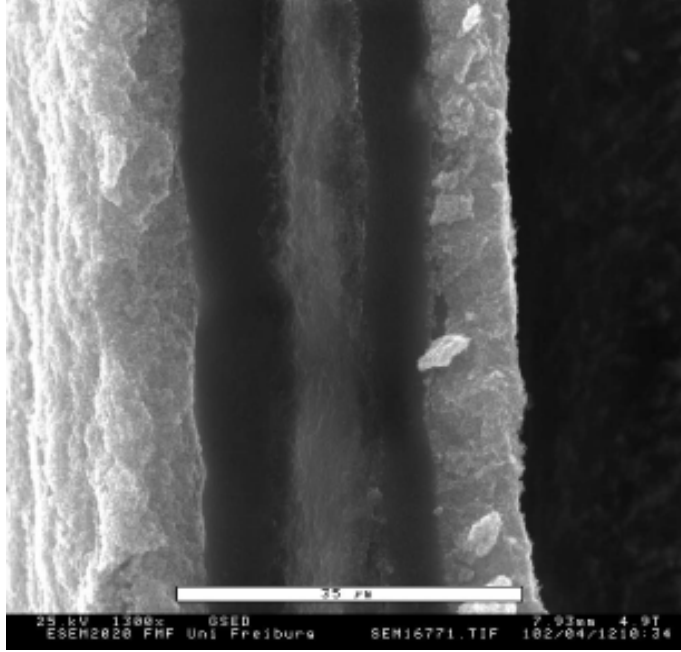
3.2.1 Membran Elektrot Birimi (MEA)

PEM yakıt hücresinde meydana gelen tüm elektrokimyasal reaksiyonlar MEA'da gerçekleşir. Eşitlik (3.1) ve (3.2) sırasıyla anot ve katotda gerçekleşen reaksiyonlar ve eşitlik (3.3) toplam reaksiyondur.





MEA, PEM yakıt hücresinin kalbidir. MEA, gözenekli iki adet karbon elektrotun arasına yerleştirilmiş katı polimer elektrolit membrandan oluşur ve kalınlığı 1 mm'nin altındadır (Barbir, 2005).



Şekil 3.6 MEA'nın elektron mikroskopundaki görüntüsü (Ziegler, 2005)

3.2.1.1 Elektrotlar

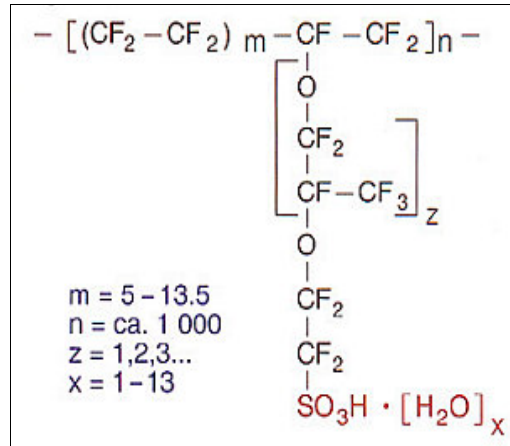
PEM yakıt hücrelerinde kullanılan elektrotlar gaz difüzyon elektrotlarıdır. Elektrotlar, reaksiyona giren gazlar ve elektrolit arasındaki sınırı oluştururlar ve nemli reaktan gazların geçişine izin vererek elektrolitle temas ettikleri yerde reaksiyon yüzeyi sağlarlar. Elektrotu oluşturan katalizör ve karbon destekleyici madde, maksimum gaz ve su geçişini sağlamak için çok incedir (Lanz, 2001). Membranın her iki tarafındaki elektrotlarda katalizör olarak platin ve alaşımları kullanılır. Katalizör tabakası yaklaşık 5-50 μ m kalınlığındadır ve 2-4 nm çapında platin mikro kristalleri içerir (Thampan vd., 2001).

3.2.1.2 Membran

Membran, PEM yakıt hücresinin en ayırt edici özelliğidir. Bir çok farklı şirket kendilerine ait özel kalınlıkta ve patentli polimer elektrolit membran üretmektedir (Larminie ve Dicks, 2000). Polimer elektrolit membranların kalınlığı ticari ürünlerde 12 ile 250 μ m arasında

değişir (Barbir, 2005). Fakat bu kadar farklı çeşitteki membran yapısına rağmen başta florotilen olmak üzere sülfolanmış floropolimerleri kullanılır. Bunlar arasında en çok bilineni ve anlaşılını, 1960'dan beri bir çok farklı çeşitte geliştirilmiş olan Nafion'dur.

Nafion çok yüksek kimyasal ve ısıl kararlılığa sahiptir. Kuvvetli bazlara, kuvvetli oksitleyici ve indirgeyicilere 125°C'ye kadar kimyasal olarak dayanıklıdır(Grot vd., 1972). Nafion teflona benzer bir yapıya sahiptir ve floropolimer bir iskelet üzerine kimyasal bağlarla sülfonik asit grubu bağlanmıştır (Şekil 3.7).



Şekil 3.7 Nafion'nun yapısı [7]

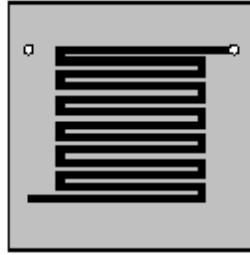
Yakıt hücresi yığınının içerisinde, membran elektrolit olarak anot ile katot arasındaki iyonik iletimi sağlamak ve reaksiyona giren hidrojen ve oksijeni ayırmak üzere iki görevi bulunmaktadır (Kalafatoğlu vd., 2001). Tüm asidik katı polimerik membranlar, hidrojen iyonu iletimi için su moleküllerine ihtiyaç duyarlar. Hidrojen iyonları, iyon geçişi sırasında su ile hareket ederler. Verimli bir iletim için, suyun hidrojen iyonlarına oranı 3/1 olmalıdır. Bu nedenle membranla temas halinde olan gazlar suya doymuş olmalıdır (Denizli, 2005).

Moleküler seviyede, polimerlerin, sülfonik asit gruplarının iç tarafında bulunduğu tüp şeklinde bir yapısı vardır. Bu gruplar; iletim için hidrofilik yapıyı sağlarlar. Tüplerin dış kısımları hidrofobik florlu malzemeden oluşur. Tüp yapı, su oranı düştükçe küçülür ve yeniden ayarlanır. Dehidrasyon sırasında tüpler küçülünce; membran ve elektrotun temas direnci artar; bu da membranda çatlak veya deliklere neden olur (Denizli, 2005). Günümüzde yakıt hücrelerinde kullanılan membranların kararlılık ve performansları iyi olmalarına rağmen, fiyatları bir çok ticari uygulama için pahalıdır. Piyasada sadece çok sınırlı aralıktaki kalınlık ve özgül iyonik iletkenliğe sahip membranlar bulunmaktadır. Bu

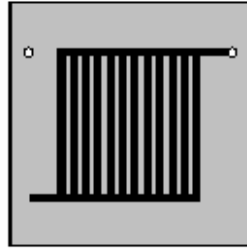
neden ile alternatif membranlar üzerinde çalışmalar halen devam etmektedir (Kalafatođlu vd., 2001).

3.2.2 Akış Alanı Plakaları

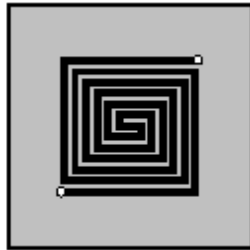
Akış alanı plakaları, MEA'nın karşıt taraflarına yakıt ve oksitleyici geçişini sağlarlar. Her bir akış alanı plakası, MEA'nın gaz ile temasını maksimum seviyede sağlamak için, kıvrımlı bir gaz kanalından oluşur. Gaz kanallarının şekilleri, düzenli güç üretimi, sürekli performans ve reaksiyon ürünü olan suyun kontrolü bakımından çok önemlidir. Çeşitli PEM yakıt hücresi uygulamaları için farklı akış alanı plakaları tasarımları mevcuttur.



Şekil 3.8. Serpantin kanal geometrisi



Şekil 3.9. Paralel kanal geometrisi



Şekil 3.10. Spiral kanal geometrisi

Her bir plaka; elektro kimyasal reaksiyon sonucunda oluşan akımın yandaki hücreye geçebilmesi, en son olarak da yakıt hücresi akımının alındığı arka levhalara ulaşması için elektriksel olarak iletken olmalıdır. Plakalar, içine akış kanallarının işlendiği grafitlerden yapılırlar. Mükemmel iletkenliği, düşük kirliliği ve nispeten düşük maliyeti nedeniyle grafit tercih edilen bir malzemedir.

Soğutucu plakalar, her bir yakıt hücresinin arasına yerleştirilir ve tasarım ile yapıları gaz akış alanı plakalarınınkine benzetilirler. Soğutucu akış kanalları, etkili bir ısı kontrolüne uygun olarak tasarlanır.

Akış alanı ve soğutucu plakalar; demete giren ve çıkan yakıt, oksitleyici ve soğutucuyu düzgün bir şekilde dağıtmak için, kullanılan gaz ve su çıkışlarını birleştirirler. Grafit plakalar arasındaki contalar, bu akışların karışmamasını sağlarlar (Lanz, 2001).

3.3 Nemlendiriciler

PEM yakıt hücrelerinde, reaksiyona giren gazların nemlendirilmesi çok önemlidir. Yeterli bir nemlendirme olmadan, iyon iletimi olmaz ve hücreler hasar görebilir. Bir gazın soğurabileceği su miktarı, büyük ölçüde nemlendirme sıcaklığına bağlıdır. Bazı yakıt hücrelerinde, nemlendiriciler, yakıt hücre demetinin içerisine konur. Bazılarında ise ayrı olarak dışardan çalışırlar. Dahili nemlendiriciler, yakıt hücresi yığını içerisine konulmuş grafit plaka serilerinden oluşur. Böylece yakıt hücreleri aktif ve pasif iki bölüme ayrılır. Aktif bölümde yakıt hücreleri, pasif bölümde ise nemlendiriciler bulunur. Nemlendirme plakaları, akış alanı plakalarına benzer ve membranın her iki tarafına da hidrojen ve suyu iletirler. Su, membrandan geçerek temas halindeki gazları doyurur. Harici nemlendiriciler, bir membran veya bağlantı şeklinde mevcuttur ve yakıt hücresi dışında bulunsalar da dahili nemlendiriciler gibi çalışırlar. Harici nemlendiriciler, bir sprey yardımı ile suyu sıcak bir yüzeye veya reaksiyona giren gazın geçtiği geniş alanlı bir yüzeye püskürtür. Su, hemen buharlaşarak gazın doymasını sağlar. Harici nemlendiriciler, suyu, soğutma kanalından yada ayrı bir su devresinden alırlar. Su kaynağı ne olursa olsun, harici nemlendiriciler daha az hantal ve daha sağlamdırlar (Lanz, 2001).

3.4 Hidrojenin Depolanması

PEM yakıt hücrelerinde enerji kaynağı hidrojendir. Hidrojen birim ağırlık başına en fazla kimyasal enerjiye sahip olan yakıttır (Veziroğlu ve Bockris, 1991). Aşağıda Çizelge 3.1'de hidrojen depolama yöntemlerinin kütle ve hacimsel enerji yoğunlukları fosil yakıtlar ile birlikte verilmiştir.

Çizelge 3.1 Geleneksel ve sentetik yakıtların kütleli ve hacimsel enerji yoğunlukları (Veziroğlu ve Bockris, 1991)

	Kütleli Enerji Yoğunluğu (kJ/kg)	Hacimsel Enerji Yoğunluğu (MJ/m ³)
Geleneksel Yakıtlar		
Ham Petrol	42 000	37 000
Kömür	32 000	42 000
Kuru Odun	15 000	10 000
Sentetik Yakıtlar		
Hidrojen, gaz	120 000	10
Hidrojen, sıvı	120 000	8 700
Hidrojen, Metal Hidrit	2 000 - 9 000	5 000 - 15 000
Metanol	21 000	17 000

3.4.1 Sıkıştırılmış Hidrojen

Hidrojen günümüzde genellikle 50 litrelik silindirik depolarda 200-250 barlık basınç altında depolanmaktadır. Her ne kadar 50 litrelik tanklarda depolansalar bile hidrojen çok hafif olduğu için hacimsel enerji yoğunluğu çok düşüktür. Diğer taraftan yüksek basınç nedeniyle kullanılan malzemeden dolayı depolama tankları çok ağır olmaktadır.

Depolama malzemesi olarak kompozit malzemelerin kullanılması, hidrojen gazının depolanmasının tekrar önem kazanmasına neden olmuştur. Karbon kompozit kullanarak Quantum Technology firması ağırlıkça % 11.3 hidrojen miktarına (5.02 kWh/kg) ulaşmıştır [8].

3.4.2 Sıvılaştırılmış Hidrojen

PEM yakıt hücrelerine hidrojen beslemek için kullanılan başka bir yöntem ise hidrojenin 20.3K'de sıvılaştırılarak depolanmasıdır. Sıvılaştırılmış hidrojen uzun yıllardır uzay teknolojisinde yakıt olarak kullanılmaktadır. Fakat ne yazık ki hidrojenin kullanılabilir toplam enerjisinin % 30'u sıvılaştırmak için kullanılır (Dinçer, 2002).

3.4.3 Metal Hidrürler

Bazı alaşımlar hidrojenle reaksiyona girip hidrojeni absorbe ederken ısı açığa çıkmaktadır. Bu alaşımlar genellikle kendi başına hidrojen absorbe eden bir metal ile (La,Ti,Zr,Mg,Ca gibi toprak elementleri), hidrojen absorbe edemeyen başka bir metalden (Fe,Ni,...) oluşmaktadır (Ananmi vd., 1994). Basınç düşürülüp sistem ısıtıldığında bu alaşımlar kullanılarak elde edilen metal hidrit sistemlerden, hidrojen açığa çıkmaktadır.

Bu sistemler, güvenilir ve az yer kaplarlar, ancak ağır ve pahalıdır. Sıkıştırılmış gaz veya sıvılaştırılmış gaz depolamanın aksine metal hidrit yeniden doldurulmada çok az enerji gerektirmektedir.

3.4.4 Kimyasal Hidrürler

Hidrojenin kimyasal olarak depolanması bir çok kez önerilmiş ve bu önerilerin bir çoğu da pratik olarak hayata geçirilmiştir. Kimyasal hidrürlerde, diğer hidrojen depolama yöntemlerine göre ağırlıkça daha yüksek verimde hidrojen depolanabilir. Örneğin Bor'lu bileşiklerde bu oran %21'e kadar çıkabilmektedir. Ayrıca kimyasal hidrürlerin bir çoğu sıvı fazdadır ve yüksek basınçlarda çalışma problemi yoktur (Barbir, 2005). Diğer taraftan, kimyasal hidrürlerin maliyetlerinin çok fazla olması ve bir çoğunun insan sağlığına zararlı etkileri olması bu depolama yöntemini ticari olarak uygulanmasını engellemektedir.

3.5 PEM Yakıt Hücrelerinin Uygulamaları

PEM yakıt hücreleri bir Watt'ın fraksiyonlarından yüzlerce kW'a kadar güç üretebilirler. Bu nedenden dolayı, PEM yakıt hücreleri hemen hemen her türlü uygulamalarda kullanılır (Barbir, 2005). PEM yakıt hücrelerinin başlıca uygulamaları aşağıda sıralanmıştır:

- Taşınabilir Güç Kaynağı
- Sabit Güç Sistemleri
- Evsel Uygulamalar
- Taşıt Uygulamaları
- Uzay ve Askeri Uygulamalar

3.6 PEM Yakıt Hücresinin Avantajları

PEM Yakıt Hücreleri termal enerji sistemlerine göre daha yüksek verimle çalışırlar. Termal sistemlerden elektrik üretiminde, sistemin verimi Carnot çevrim kriterlerinden etkilenirken, yakıt hücrelerinde bu etkileşim yoktur. İçten yanmalı sistemlerde verim %35-40'ı geçmezken, PEM yakıt hücrelerinde %70'e yakın verime ulaşılmaktadır.

PEM yakıt hücrelerinin diğer bir üstünlüğü ise hareketli aksamının bulunmamasıdır. Bundan dolayı yakıt hücrelerinde, gürültü kirliliği oluşmamaktadır. Ayrıca yakıt hücrelerinin kullanımının kolaylığı nedeniyle fosil yakıt teknolojisi ve diğer alternatif enerji sistemlerine göre çok farklı alanlarda kullanılabilmesine olanak sağlamaktadır.

Hücrelerinde meydana gelen emisyon miktarı, diğer yakıtlara göre ihmal edilecek kadar azdır. Yan ürün olarak bir tek su oluşmaktadır. Yakıt hücrelerinde CO, NO_x, yanmamış hidrokarbonlar ve kirletici diğer maddeler oluşmazken oksitleyici olarak hava kullanıldığında ihmal edilecek kadar az miktarda azot oksitler oluşur.

PEM yakıt hücreleri istenilen büyüklükte ve kapasitede üretilebilir. Basit bir yapıya sahiptirler. Büyüklüklerine göre birkaç Watt'tan 250 kW' a kadar olan bir güç yelpazesine sahiptirler. Boyutları bir kibrit kutusu kadar küçük veya buzdolabı kadar büyük olabilmektedir (Denizli, 2005).

3.7 PEM Yakıt Hücrelerinin Dezavantajları

PEM yakıt hücreleri, çok fazla bilgi ve ileri teknoloji gerektiren sistemlerdir. Bu da üretim maliyetini artırmaktadır. Ayrıca yakıt hücrelerin gelişim aşamasında olması diğer enerji kaynaklarına göre PEM yakıt hücrelerinin maliyetinin yüksek olmasının yanında ticari olarak da kullanım zorluğu yaratmaktadır.

Maliyetlerin düşürülmesi dışında PEM yakıt hücreleri için teknik yöndeki kısıtlamalar henüz aşılabilmiş değildir. PEM yakıt hücrelerindeki teknik kısıtlamalar;

- Yakıt hücresinin CO karşı toleransı
- Membrandaki su miktarının kontrolü
- Yakıt hücresinin ısı entegrasyonu

PEM yakıt hücreleri için hidrojenin taşınması ve depolanmasına yönelik genel bir çözüm bulunamamıştır. Çalışmalar hızla sürmesine rağmen hala hidrojenin birim fiyatı kullanıcılar için fosil yakıtların çok üzerindedir.

4. PEM YAKIT HÜCRELERİNİN MODELLENMESİ

4.1 Tanım

Yakıt hücresi sisteminin tasarımı ve geliştirilmesinde son yıllarda fosil yakıtların enerji ihtiyacını karşılayabilmesi yönündeki şüpheler ve fiyat artışları, yakıt hücrelerinin modellenmesi üzerine yapılan araştırmaları arttırmıştır (Wang, 2005). PEM yakıt hücrelerinin geliştirilmesindeki en önemli beklenti tüm yakıt hücresi geometrisini ve çalışma koşullarını kapsayacak bir hesaplama modelinin geliştirilmesidir. Fakat bugüne kadar yakıt hücresi yığınları içerisinde meydana gelen olayların hepsini birlikte hesaplayabilecek bir model henüz ortaya konulmamıştır (Bıyıkoğlu, 2005).

Yakıt hücresi modelleri üç farklı kategoriye ayrılır. Bu modeller: analitiksel model, yarı deneysel model ve mekaniksel modeldir (Cheddie ve Munroe, 2005).

Analitiksel modeller, yakıt hücrelerinin değişik çalışma koşullarındaki denklem setlerini parametrik ifadeler kullanarak hesaplama yöntemi üzerine kurulmuştur (Lee vd., 2002). Hesaplama içerisinde değişik akım yoğunluğuna karşılık voltaj değerlerinin hesaplanması için bir çok kabuller yapar.

Yakıt hücreleri için analitiksel modeller yaklaşım hesaplarıdır. Hücrelerde meydana gelen olayların gerçek resmini vermezler (Cheddie ve Munroe, 2005). Basit sistemler için karmaşık ve uzun hesaplamalar gerektirirler. Yakıt hücresi sisteminin tamamının modellenebilmesi için tek bir analitiksel model yeterli değildir.

Analitiksel modeller üzerine en önemli çalışma Standeart (1998) tarafından yayınlanan “Yakıt hücrelerinin analitiksel modellenmesi” başlıklı makaledir. Makalede, analitiksel yöntem ile yapılmış bir çok örnek sunulmuştur. Fakat analitiksel modeller ile ilgili ilk çalışmalar Berger (1968) tarafından hazırlanan el kitabında yerini almıştır (Balkin, 2002).

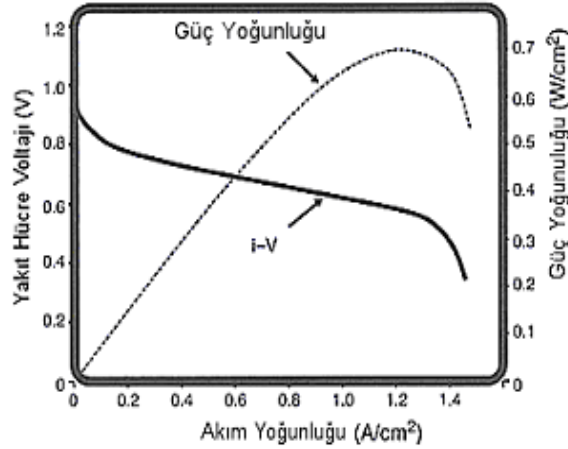
Yarı deneysel modeller, teoriksel olarak hesaplanmış cebirsel ve diferansiyel denklemleri deneysel eşitlikler ile birleştirir (Cheddie ve Munroe, 2005). Fiziksel model temelinde geliştirilen analitiksel yöntem, yakıt hücresi sistemi içerisinde meydana gelen olayları ifade edemediğinde yakıt hücre modelinin oluşturulmasında deneysel ilişkiler kullanılır. Analitiksel modellerden farklı olarak yarı deneysel yakıt hücresi modelleri, hücre yığınlarının oluşturduğu sistemi modellemek içinde kullanılır. Fakat yarı deneysel modeller analitiksel modeller gibi tüm çalışma koşullarında etkili değildir.

Mekaniksel yöntemler, kaynaklarda en fazla ilgi gösterilen yöntemlerdir. Mekaniksel modeller, modeli oluşturan denklemler ve eşitlikler, yakıt hücresi sistemin çalışma

koşullarından elde edilerek oluşturulurlar. Oluşturulan denklem ve eşitliklerin çözümlenebilmesi için çeşitli hesapsal yöntemler ile birlikte deneysel veriler kullanılır (Cheddie ve Munroe, 2005). Mekaniksel yöntemlerin başında Bernardi ve Verbrugge'nin (1991) öncü çalışmaları gelir (Wang, 2004). Bernardi ve Verbrugge, kararlı halde izotermal PEM yakıt hücresinde sıvı taşınımını modellemek için bir boyutlu mekanik model geliştirmişlerdir (Wang, 2004). Mekaniksel modeller yakıt hücresi sisteminin tamamını farklı çalışma koşullarında modellemek içinde kullanılabilirler.

4.2 PEM Yakıt Hücrelerinin Performansı

PEM yakıt hücresinin performansı, yakıt hücresinin akım-voltaj karakteristiğinin grafiği ile açıklanır. PEM yakıt hücresi tarafından sağlanan akım, hidrojenin tüketim miktarıyla orantılıdır. Bu yüzden, yakıt hücresinin voltajı düşerken , hidrojenin birim miktarı başına üretilen elektrik gücünde düşer. Bu yolla, yakıt hücresi voltajı, yakıt hücresinin verimliliğinin bir ölçüsü olarak görülebilir. Aynı zamanda, yakıt hücresi voltaj eksenini de yakıt hücresinin verimlilik eksenini olarak düşünülebilir (O'Hayre vd., 2006).

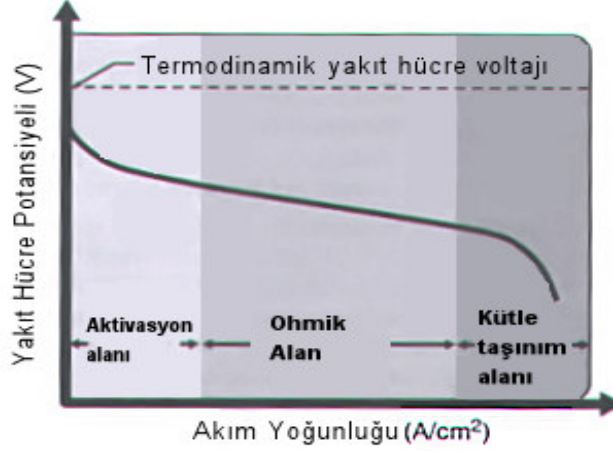


Şekil 4.1 Karşılaştırmalı güç yoğunluğu ve voltaj-akım eğrisi (O'Hayre vd., 2006)

PEM yakıt hücrelerinde voltaj çıkışı, tersinir kayıplar nedeniyle, tahmin edilen termodinamiksel voltaj çıkışından düşüktür. Yakıt hücrelerinin akım-voltaj eğrisinin karakteristik şeklini oluşturan üç tane büyük tip yakıt hücre kaybı vardır. Bunlar; iyonik ve elektronik iletim nedeniyle ohmik kayıp, elektro kimyasal reaksiyonlar nedeniyle oluşan aktivasyon kaybı, kütle taşınımı nedeniyle oluşan konsantrasyon kaybıdır. Yakıt hücresi kayıpları nedeniyle oluşan voltaj kayıpları, termodinamiksel olarak tahmin edilen voltaj değerinden çıkarılarak yakıt hücresi için gerçek voltaj çıkışı yazılabilir.

$$V = E_{termo} - \eta_{akt} - \eta_{ohmik} - \eta_{kon} \quad (4.1)$$

V yakıt hücresinin gerçek çıkış voltaj değeri, E_{termo} termodinamiksel olarak tahmin edilen çıkış voltajı, η_{akt} aktivasyon kaybindan kaynaklanan voltaj kaybı, η_{ohmik} ohmik kayıptan kaynaklanan voltaj kaybı, η_{kon} konsantrasyon kaybindan kaynaklanan voltaj kaybıdır.



Şekil 4.2 Akım voltaj eğrisine yakıt hücre kayıplarının etkisi (O'Hayre vd., 2006)

Performans, modelleme çalışmaları için önemli bir argümandır. Modellenmesi yapılacak PEM yakıt hücresi, yakıt hücre voltajı önemli bir performans kriteri olduğu için, akım değerlerine karşılık voltaj değerlerinin hesaplanması esasına göre modellenir.

4.2.1 Ohmik Kayıp

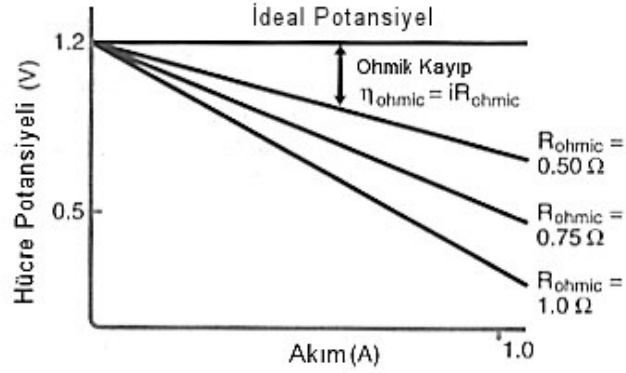
Ohmik kayıp, elektrolitteki iyon akışına ve elektriksel olarak iletken yakıt hücresi bileşenlerindeki elektron akışına karşı gösterilen direnç nedeniyle meydana gelen kayıplardır. (Barbir, 2005).

Ohmik kayıplar, Ohm yasası ile açıklanabilir:

$$\eta_{ohmik} = iR_i \quad (4.2)$$

Eşitlik (4.2)'deki i yakıt hücresinin akım yoğunluğu, R_i ise hücre içi toplam dirençtir. Toplam iç direnç; iyonik, elektronik ve temas direncinden oluşur (Barbir, 2005).

$$R_i = R_{i,i} + R_{i,e} + R_{i,c} \quad (4.3)$$



Şekil 4.3 PEM yakıt hücresinin performansına ohmik kaybın etkisi (O'Hayre vd., 2006)

4.2.2 Aktivasyon Kaybı

Aktivasyon kayıpları, elektrotların yüzeyinde yer alan reaksiyonların yavaşlığı nedeniyle oluşan enerji kayıplarıdır (Larminie ve Dicks, 2000). Elektrot reaksiyonlarının hızlı olduğunda veya akımın yeterince küçük olduğu durumlarda aktivasyon kayıpları azalır fakat yok olmaz (William, 1966).

Aktivasyon kaybı her iki elektrotta da meydana gelmesine rağmen, oksijenin indirgenme reaksiyonu, hidrojenin oksidasyon reaksiyonundan daha fazla potansiyel gerektirdiği için katottaki aktivasyon kaybı anottan daha fazladır (Barbir, 2005). Yakıt hücresi elektrotlarındaki aktivasyon kaybı, Tafel denklemi kullanılarak hesaplanabilir (Balkin, 2002).

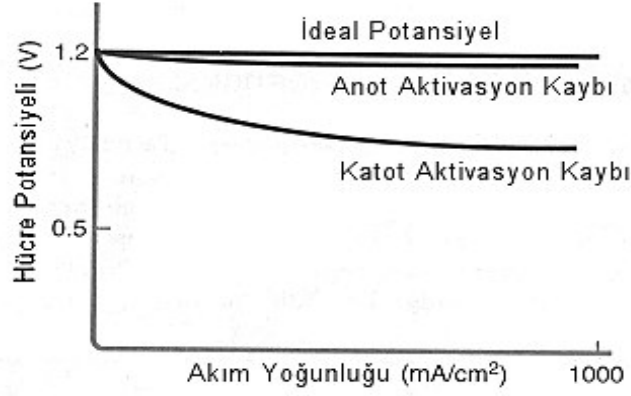
Anot için aktivasyon kaybı:

$$\eta_{akt,a} = \frac{RT}{2\alpha_a F} \cdot \ln\left(\frac{i}{i_{0,a}}\right) \quad (4.4)$$

yazılır. Eşitlik (4.4)'de $i_{0,a}$ yakıt hücresi anodunun değişimli akım yoğunluğu, F faraday sabiti, α_a anodun yük transfer katsayısıdır. Anot için yazılan eşitliğin aynısı katot için de yazılabilir.

$$\eta_{akt,c} = \frac{RT}{2\alpha_c F} \cdot \ln\left(\frac{i}{i_{0,c}}\right) \quad (4.5)$$

$i_{0,c}$, yakıt hücresi katodunun değişimli akım yoğunluğu, α_c , katodun yük transfer katsayısıdır.



Şekil 4.4 Anot ve katot aktivasyon kaybının akım yoğunluğu ile değişimi (O'Hayre vd., 2006)

4.2.3 Konsantrasyon Polarizasyonu

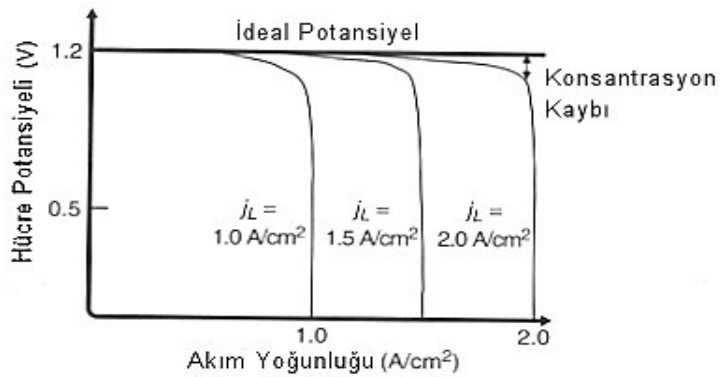
Elektrokimyasal reaksiyon sırasında elektrotlar etrafında meydana gelen konsantrasyon değişikliklerinden kaynaklanan polarizasyon farkıdır. Nernst eşitliği ve Fick yasası kullanılarak konsantrasyon polarizasyonundan kaynaklanan voltaj kaybı, eşitlik (4.6) kullanılarak hesaplanabilir (Barbir, 2005).

$$\eta_{conc} = \frac{RT}{nF} \ln \left(\frac{i_L}{i_L - i} \right) \quad (4.6)$$

Burada i_L hücre akım yoğunluğu için tanımlanmış limit değerdir.

$$i_L = \frac{nFDC_B}{\delta} \quad (4.7)$$

Eşitlik (4.7)'deki D reaktanların difüzyon katsayısı, C_B reaktan yığın konsantrasyonu ve δ difüzyon uzaklığıdır.



Şekil 4.5 Konsantrasyon kaybının yakıt hücresi performansına etkisi (O'Hayre vd., 2006)

Konsantrasyon polarizasyonundan kaynaklanan voltaj kaybı için en önemli parametreler sırasıyla; oksijen gazının konsantrasyonu, sıcaklık, hidrojenin nemliliği ve hidrojen konsantrasyonudur (Balkin, 2002).

4.3. PEM yakıt Hücrelerinin Modellenmesinde Kullanılan Yazılımlar

4.3.1. EASY5

MSCSOFTWARE tarafından piyasaya sunulan EASY5 yazılımı, şematik tabanlı çok alanlı dinamik sistemlerin analizi, simülasyonu ve modellenmesi için kullanılan sanal ürün geliştirme programıdır. Sahip olduğu yazılım kütüphaneleri, EASY5'e karmaşık sistemlerin gerçekçi, hızlı ve basit olarak modellenmesine izin verir. PEM yakıt hücrelerinin modellenmesi için Ricardo yazılım şirketi tarafından geliştirilen ricardo yakıt hücresi kütüphanesi kullanılır.

Ricardo yakıt hücresi kütüphanesi, yakıt hücrelerinin dinamik davranışlarını modellemek için tasarlanmış komponentler koleksiyonudur. Her bir komponent, yakıt hücresi sisteminin sahip olduğu bir parçayı temsil eder. Bu komponentler: Yakıt hücre yığınları, gaz akış komponentleri, ısı ve kütle transfer araçları, kontrol ediciler, sıvı sistem komponentleri, gaz düğümleri ve hacimleri, gaz akış komponentleri, elektriksel komponentler, sensör ve çalıştırıcılar ve reformer komponentleridir. Her bir komponent, yakıt hücresi birimlerinin yataşkın ve dinamik hallerini karakterize eden diferansiyel ve cebirsel eşitlikler setidir.

Yakıt hücrelerinin modellenmesinde, yarı deneysel denklem setlerini kullanmak yerine teoriksel yaklaşımlar kullanır [9].

4.3.2. CFD-ACE +

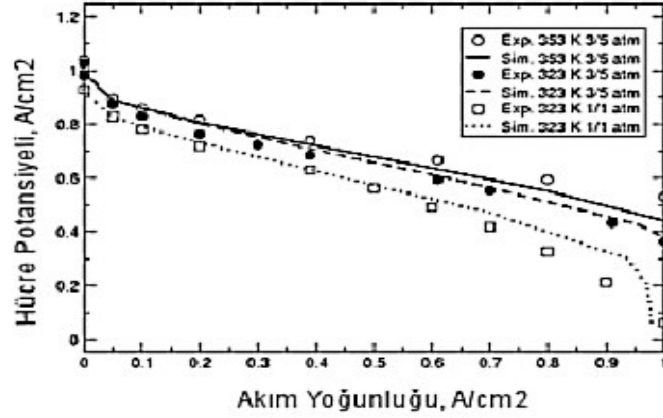
CFD-ACE+ yazılımı, yakıt hücresi komponent ve sistemlerinin temellerini anlamak, analiz etmek ve optimizasyonu için ideal ortamlar sağlar.

CFD-ACE+'nin yakıt hücresi tasarımcıları tarafından kullanılabilceği başlıca alanlar:

- Yakıt hücresi için voltaj-akım karakteristiğinin belirlenmesinde
- Aşırı gerilim ve kayıp mekanizmalarında
- Sıcaklık dağılımı ve termal gerginliklerde
- Ürün konsantrasyonları ile sıvı ve gaz fazın dağılımının yönetiminde

- Basınç, kısmi nemlilik, sıcaklık, gözeneklilik ve katalizör yükünün etkilerinin belirlenmesinde
- Yakıt manifoldusunun, hücre yığını seviyesinde belirlenmesinde

ve diğer bir çok alanda kullanılır [10]. Yazılım, PEM yakıt hücreleri dışında direkt metanol ve katı oksit yakıt hücreleri için de çözümler üretir.



Şekil 4.6 CFD-ACE+ polarizasyon sonuçlarının deneysel veriler ile karşılaştırılması [10]

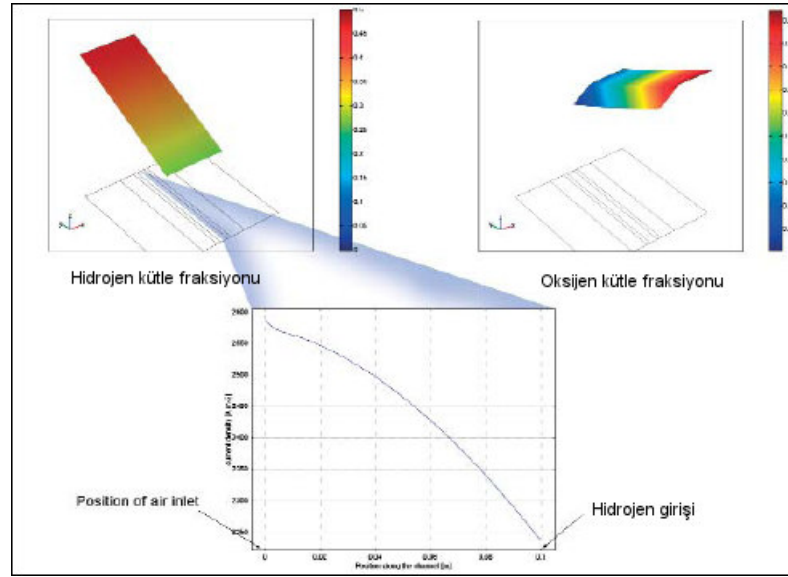
Yazılım PEM yakıt hücreleri içinde CFDRC mühendisleri tarafından tanımlanmış hazır fuel cell modelleri yer alır [10].

- Faz Değişimi
- Elektro ozmotik sürüklenme
- Gözenekli ortamlarda yüzey gerilimi nedeni ile kapiler hareket
- Gözenekli ortamlarda akışkan ivmesi
- Elektrokimyasal reaksiyonlar
- Gaz difüzyonu ve katalizör katmanlarındaki difüzyon
- Isı transferi
- Nafion 117 membran kullanılarak oluşturulmuş membran fiziği

4.3.3. COMSOL

COMSOL, kısmi diferansiyel eşitlikler ile tarif edebileceğiniz her türlü fizik prosesinin simülasyonu için kullanılacak bir modelleme paketidir. Daha önce Femlab olarak piyasaya sunulan COMSOL, Femlab 3.2 ile birlikte isim değiştirmiştir. COMSOL'un

PEM yakıt hücrelerinin modellenmesinde kullanılmadaki gelişim, Femlab'ın modelleme yaklaşım tabanlı denklemlerden oluşan yapısından ileri gelmektedir. Bu da yakıt hücresi mühendislerine PEM yakıt hücrelerinin modellenmesi için sınırsız fonksiyon tanımlama özgürlüğü getirmektedir. Kullanıcı tarafından PEM yakıt hücresinin modellenmesi için tanımlanan sistem ve fonksiyonlar, COMSOL'un yapısal tercümanı aracılığı ile sonlu eleman kodlarına çevrilir [11]. Aşağıdaki Şekil 4.7'de COMSOL kullanılarak hesaplanan reaktiflerin kütle fraksiyonlarının grafiği verilmiştir.



Şekil 4.7 Yakıt hücresine giren reaktiflerin kütle fraksiyonları [11]

5. YAPILAN ÇALIŞMA

Bu çalışmada, deneysel veriler (Lee, 2005) ve yapay zeka uygulamalarından biri olan yapay sinir ağları kullanılarak, PEM yakıt hücresinin modellenmesi için parametrik olmayan deneysel bir model geliştirildi. Yapay sinir ağı, Matlab kullanılarak, geriye yayılım algoritmasının gelişmiş versiyonları olan Levenberg-Marquardt ve Quasi Newton öğrenme algoritmaları ile eğitildi. Ağın girişleri ile çıkışları arasındaki ilişkiyi öğrenen YSA modeli, daha sonra hücre potansiyel değerini hesaplayacak şekilde test verileri ile sınıandı. Sınama işlemi minimum hataya ulaşana kadar farklı ağ yapıları ile tekrarlandı. Minimum hataya ulaşıldıktan sonra yakıt hücresinin potansiyelinin davranışları farklı sıcaklık ve akım değerlerinde incelendi.

5.1 Çalışmada Kullanılan PEM Yakıt Hücresi

YSA'nın eğitiminde ve oluşturulan modelin sınanmasında kullanılan deneysel veriler, hava ve hidrojen ile çalışan, Nafion 115 membranın kullanıldığı 300 cm²'lik tek bir hücreden elde edilmiştir (Lee vd., 2002).

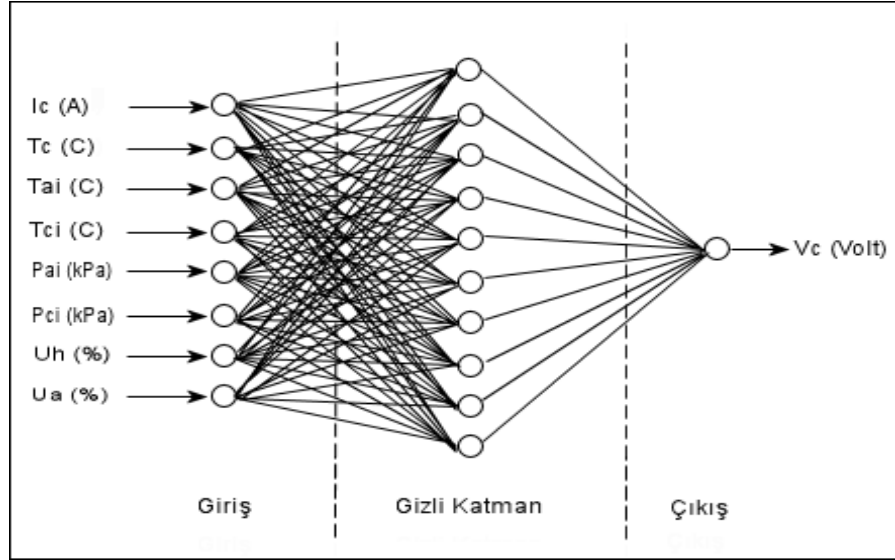
Modellemede kullanılan yakıt hücresinin elektrotu elek kaplama yöntemi ile üretilmiştir. Katalizör tabakası ise Nafion çözeltisi ve %20'lik Pt/C'nin karıştırılması ile hazırlanmıştır. Yakıt hücresinin çift kutuplu levhaları karbon grafitten yapılmıştır. Akış alanı plakalarının geometrisi serpantin yapıdadır. Plakalardaki kanalların genişliği 1.5 mm ve derinliği ise 0.8 mm'dir (Lee vd., 2002)

5.2 Levenberg-Marquardt ve Quasi-Newton Öğrenme Algoritmaları Kullanılarak PEM Yakıt Hücresinin Modellenmesi

PEM yakıt hücresinin modellenmesi için geliştirilen YSA modeli; giriş, çıkış ve gizli katman olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Gizli katmandaki yapay sinir hücre sayısı ondur. Şekil 5.1'de ağın giriş parametreleri olarak gösterilen giriş verileri sırasıyla şöyledir; hücre akımı (I_c), hücre sıcaklığı (T_c), hidrojenin giriş sıcaklığı (T_{ai}), havanın giriş sıcaklığı (T_{ci}), hidrojenin giriş basıncı (P_{ai}), havanın giriş basıncı (P_{ci}), yüzde olarak hidrojen kullanım oranı (U_h), yüzde olarak havanın kullanım oranıdır (U_a). Giriş verilerine karşılık YSA'nın hesaplaması istenilen çıktı ise hücre potansiyel (V_c) değeridir.

Çalışmada kullanılan toplam 395 verinin yarısı (198) ağın eğitilmesi için, diğer yarısı (197) ise ağın sınanması için ayrılmıştır. Deneysel veri seti içerisinde, ağın eğitilmesinde kullanılacak PEM yakıt hücresine ait deneysel verilerin (Lee, 2005) seçiminde, eğitim parametrelerinin yakıt hücresi sisteminin tüm çalışma koşullarını kapsayacak şekilde

seçilmesi için çalışılmıştır çünkü YSA'nın eğitilmesinde kullanılan eğitim verilerinin seçimi, ağın performansı ve sistem davranışının öğrenilebilmesi için çok önemlidir.



Şekil 5.1 Çalışmada oluşturulan yapay sinir ağının yapısı

Eğitim ve test verilerinin ağ tarafından işlenebilmesi ve yapay sinir hücrelerinde hesaplanan toplam fonksiyonunun yaratacağı olumsuz etkileri önleyebilmek için deneysel verilerin ağ için normalize edilmesi gerekir çünkü normalizasyon işlemi YSA performansını doğrudan etkiler.

Eğitim verilerini oluşturan giriş ve çıkış değerlerinin tamamı -0.7 ile 0.7 değerleri arasında normalize edilmiştir. Normalizasyon için giriş ve çıkış verilerinin ortalamaları ve standart sapmaları kullanılmıştır. Böylelikle aşırı salınım içeren giriş ve çıkış değerlerinin ağ tarafından işlenmesi sonucu oluşabilecek olumsuz etkilerin önüne geçilmiştir. YSA modelinde kullanılan normalizasyon yöntemi Eşitlik 5.1 ile gösterilmektedir.

$$vn_i = \frac{(v_i - \text{ortv})}{\text{stdv}} \cdot \frac{1}{5} \quad (5.1)$$

v_i , normalize edilecek veri, vn_i ise normalizasyon işlemi sonucu hesaplanan yeni veri değeridir. Eşitlikteki ortv ve stdv değerleri ise sırasıyla normalizasyon işlemine sokulan veri değerlerinin ortalaması ve standart sapmasıdır. Eğitim verilerine ait giriş ve çıkış değerlerinin ortalaması ve standart sapması, test verilerinin giriş ve çıkışlarının normalizasyonunda kullanılmıştır. Böylelikle test verileri eğitim verilerine göre normalize edilmiştir. Matlab'da standart sapmaya bağlı olarak yapılan normalizasyon işlemleri için prestd fonksiyonu kullanılır [12]. prestd fonksiyonu ile ölçeklenmiş olan değerler poststd

fonksiyonu kullanılarak gerçek değerlerine dönüştürülebilirler [13]. Eşitlikteki normalizasyon işlemini gerçekleştirebilmek için Prestd ile normalize edilen eğitim verileri ayrıca 5'e bölünmüştür. Bundan dolayı gerçek değerlere dönüş için kullanılan poststd fonksiyonundan sonra veriler 5 ile çarpılmıştır.

Girişlerin normalize edilmesindeki en önemli neden, gizli katman ve çıkış katmanında kullanılan aktivasyon fonksiyonlarıdır çünkü kullanılacak aktivasyon fonksiyonlarının toplam girdisi sınır değerlerinin dışında kaldığı sürece, ağırlık ve girişlerin oluşturduğu toplama karşılık yapay sinir hücresinin farklı giriş değerleri için üreteceği çıktı değeri değişmeyecektir. Giriş verilerinin gizli katmandaki yapay sinir hücreleri tarafından algılanmasında oluşacak hatanın azaltılması için, ağırlık girişleri -0.7 ile 0.7 değerleri arasına sıkıştırılmıştır.

Yapay sinir hücreleri için kullanılacak aktivasyon fonksiyonunun belirlenmesinde kesin bir kural bulunmamaktadır. Bu nedenle, PEM yakıt hücresi sisteminin davranışına bağlı olarak gizli katman ve çıkış katmanındaki yapay sinir hücrelerinde kullanılan aktivasyon fonksiyonları, YSA'nın eğitiminde elde edilen en az hata değerine göre belirlenmiştir. Bu tez çalışmasında en az hata değerine hiperbolik tanjant ve parçalı doğrusal aktivasyon fonksiyonları kullanılarak ulaşılmıştır.

Öğrenme performansını etkileyen önemli faktörlerden birisi de hata fonksiyonudur. Hata fonksiyonunun kullanımı ağırlık ve performans değerlerine sahip olmasına neden olur. Bu da ağırlık ve performans değerlerine sahip olmasına neden olarak, ağırlık ve performans değerlerini öğrenme sürecinden kurtarır (Sağiroğlu vd., 2003). Bu çalışmada en iyi sonuç karesel ortalama hata fonksiyonu ile alınmıştır.

Geriye yayılım algoritması ileri sürümlü ağ yapısındadır. Matlab'da ileri sürümlü yapay sinir ağları newff komutu ile oluşturulur [14]. Newff komutu kullanılarak Şekil 5.1'de gösterilen yapay sinir ağı modelinin katman sayıları, normalizasyon işlemi sonucu üretilen yeni giriş değerlerinin maksimum ve minimum değerleri, gizli katman ve çıkış katmanında kullanılacak aktivasyon fonksiyonları ve ağırlık eğitiminde kullanılacak öğrenme algoritması belirlenmiştir. Ayrıca YSA'nın Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile eğitiminde başlangıç Marquardt değiştirme parametresi 2.4979 olarak belirlendi. Marquardt parametresi, sinir ağı minimum hataya yaklaşmasında etkili olan parametrelerden biridir çünkü Marquardt parametresi minimum hataya yaklaşımı hızlandırır.

5.2.1 Çalışma Sonucu

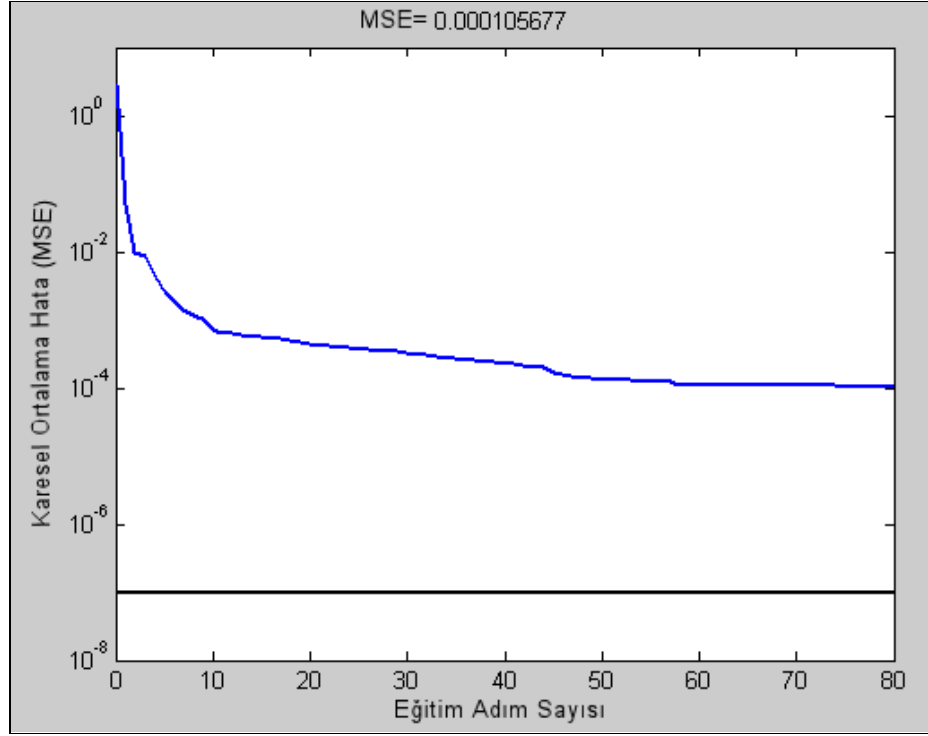
PEM yakıt hücrelerinin modellenmesi, yakıt hücresi sisteminin doğrusal olmayan yapısı nedeniyle genellikle karmaşık matematiksel denklem setlerini içeren modeller ile yapılır. Yapay sinir ağları, parametrik olmayan deneysel modeller oluşturmak için kullanılırlar. Doğrusal olmayan sistemleri açıklamada gösterdikleri başarılar, yapay sinir ağlarını modellemede güçlü bir araç yapmaktadır. Bu çalışmada, matlab ortamında geliştirilen ileri sürümlü yapay sinir ağı programı kullanılarak (Ek 1 ve 2), PEM yakıt hücresinin performansında etkili giriş parametrelerine (I_c , T_c , T_{ai} , T_{ci} , P_{ai} , P_{ci} , U_h , U_a) karşılık hücre potansiyel değerini (V_c) hesaplayacak şekilde yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Yakıt hücresi performansının yorumlanabilmesi için yakıt hücresinden elde edilen akım değerlerine karşı potansiyel değerlerinin belirlenmesi önemlidir. Kullanılan yapay sinir ağı modelinde, yakıt hücresi sisteminin performansını değiştirecek giriş değerlerine karşı hücre potansiyelinin değişimi incelenmiş ve hesaplanan hücre potansiyel değerleri deneysel veriler ile karşılaştırılmıştır.

Yapay sinir ağı modelinin eğitimi için geriye yayılım algoritmasının gelişmiş iki farklı yöntemi olan Levenberg-Marquardt ve Quasi-Newton öğrenme algoritmaları kullanılmıştır. Her iki öğrenme algoritmasının sonuçlarının doğru değerlendirilebilmesi ve karşılaştırılabilmesi için, başlangıç ağırlıkları ve eğitim adım sayıları eşit alınmıştır.

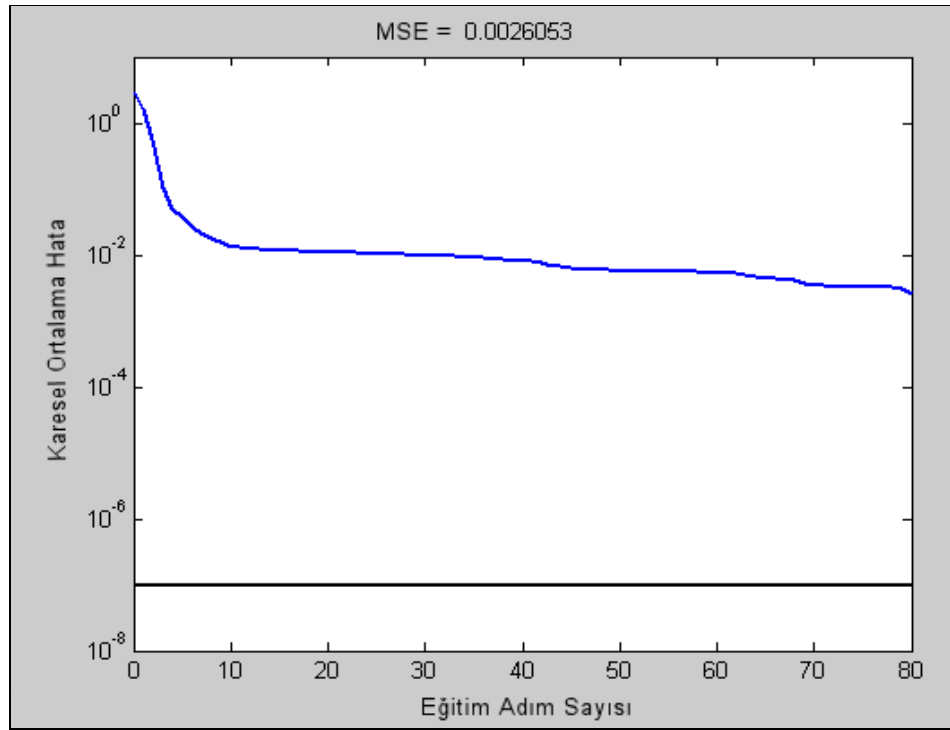
Çizelge 5.1 Levenberg-Marquardt ve Quasi-Newton öğrenme algoritmalarının sonuçlarının karşılaştırılması

Öğrenme Algoritması	MSE (Eğitim Verileri)	% Ortalama Mutlak Hata (Test Verileri)
Levenberg-Marquardt	0.000105677	0.9
Quasi-Newton	0.0026053	2.4

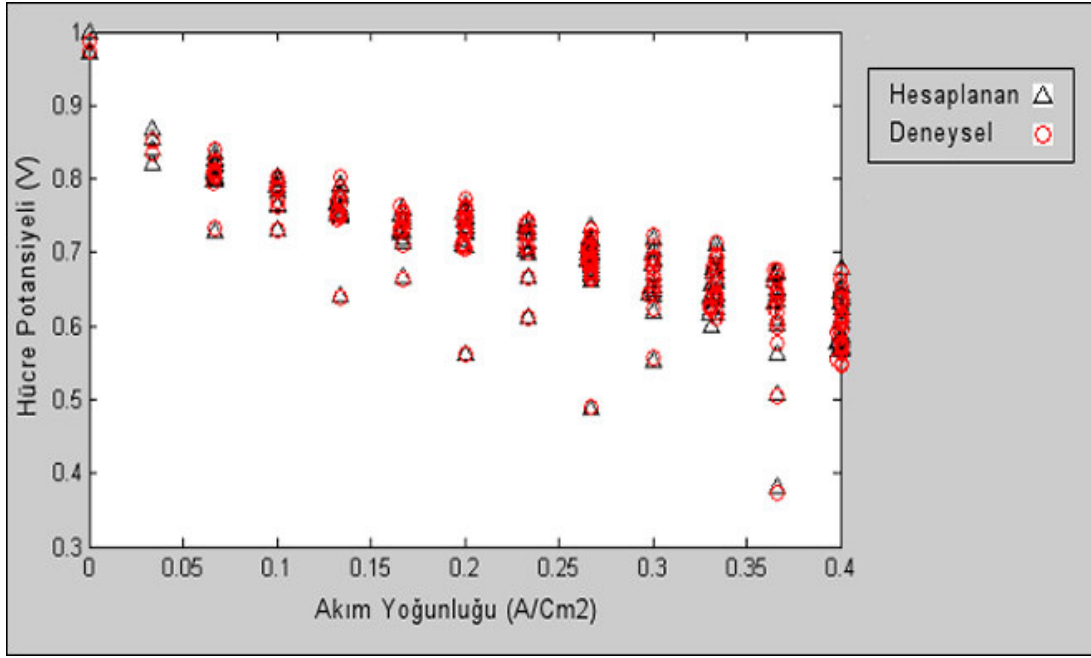
Çizelge 5.1’de gösterildiği gibi test verilerinin sınanması sonucunda en iyi sonuç Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile elde edilmiştir. Hesaplanan hücre potansiyeli ile deneysel veriler arasındaki ortalama mutlak hata %1’in altındadır.



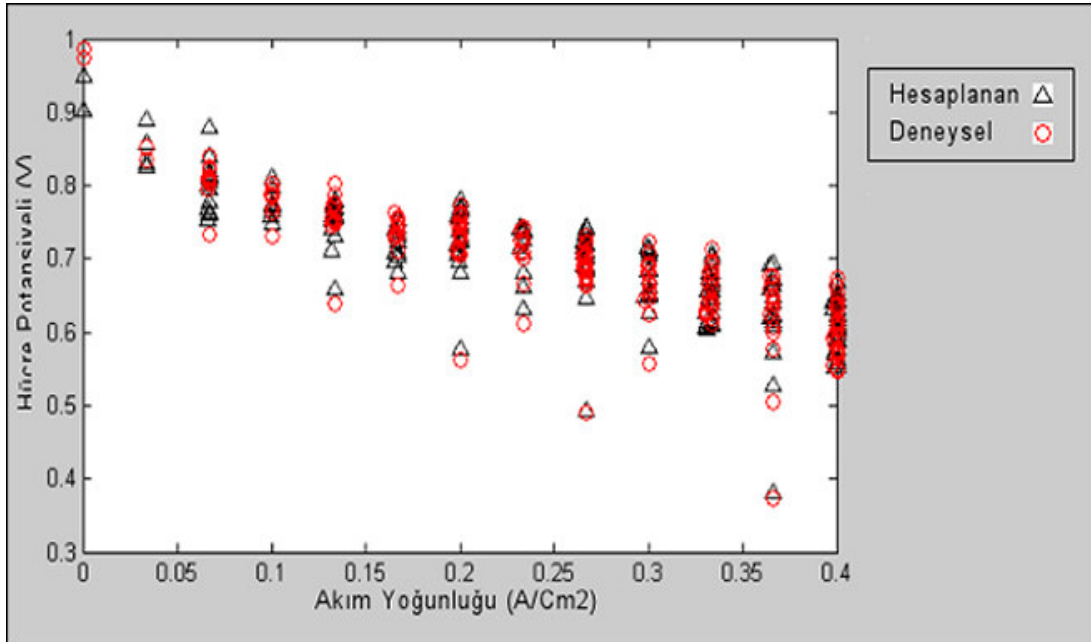
Şekil 5.2 Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile eğitim sırasında, karesel ortalama hatanın eğitim adım sayısı ile değişimi



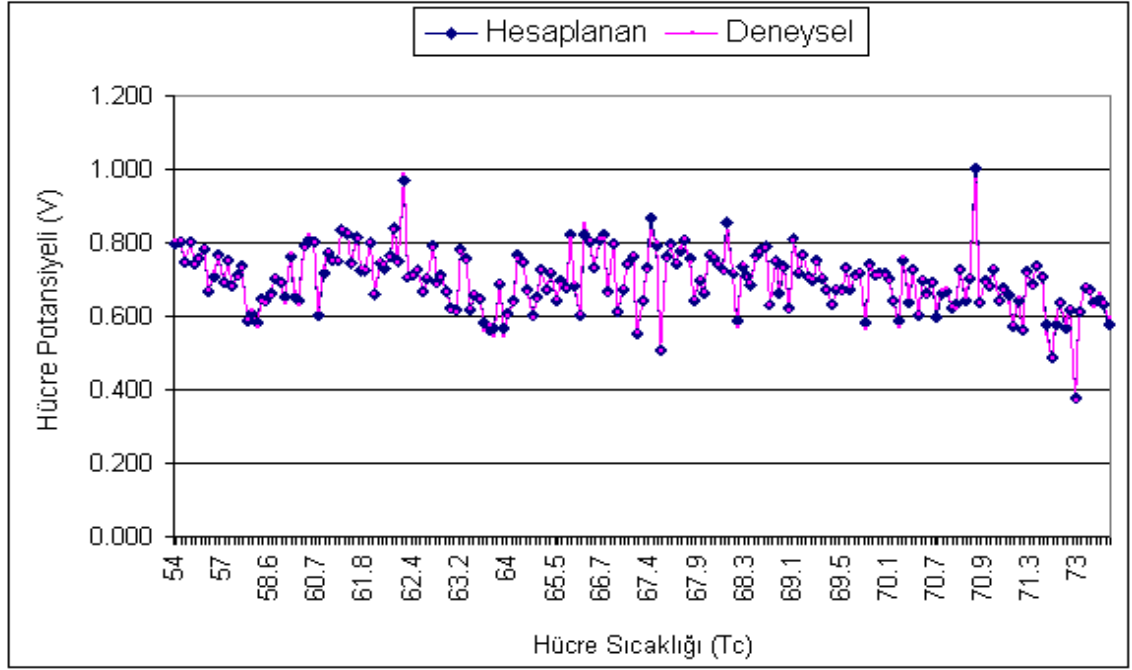
Şekil 5.3 Quasi-Newton öğrenme algoritması ile eğitim sırasında, karesel ortalama hatanın eğitim adım sayısı ile değişimi



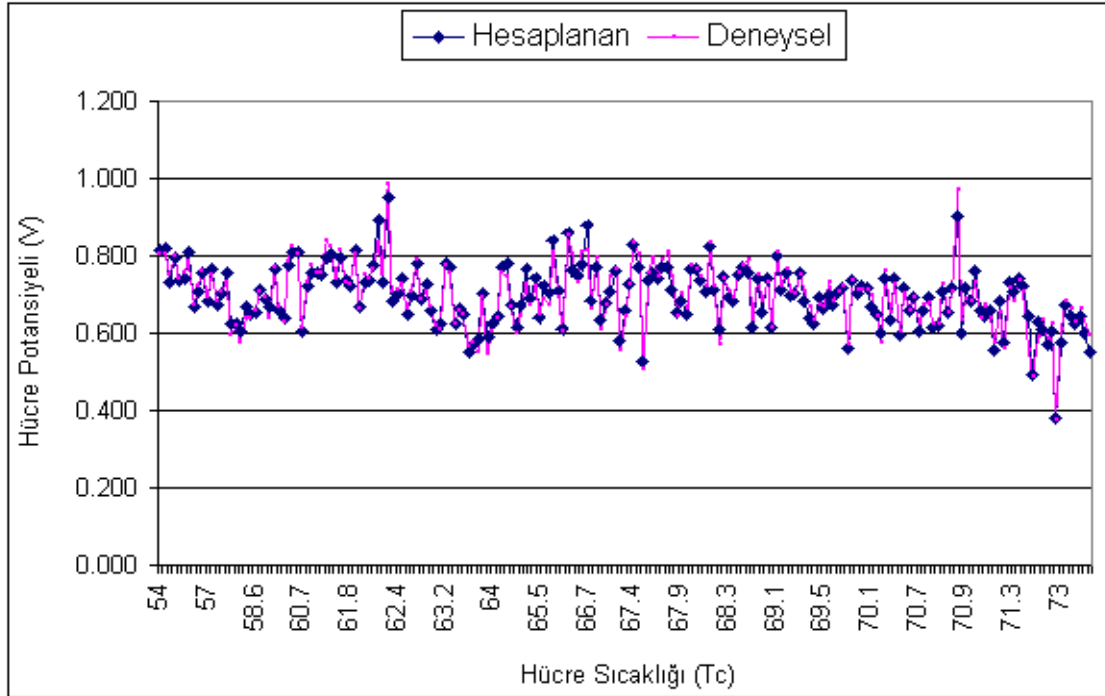
Şekil 5.4 Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile hesaplanan polarizasyon değerlerinin akım yoğunluğuna karşı deneysel veriler ile karşılaştırılması



Şekil 5.5 Quasi Newton öğrenme algoritması ile hesaplanan polarizasyon değerlerinin akım yoğunluğuna karşı deneysel veriler ile karşılaştırılması



Şekil 5.6 Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile hesaplanan polarizasyon değerlerinin hücre sıcaklığına karşı deneysel veriler ile karşılaştırılması



Şekil 5.7 Quasi Newton öğrenme algoritması ile hesaplanan polarizasyon değerlerinin hücre sıcaklığına karşı deneysel veriler ile karşılaştırılması

6. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, PEM yakıt hücresi sistemi için, yapay sinir ağı uygulamalarında en çok kullanılan geriye yayılım algoritmasının gelişmiş iki yöntemi olan Levenberg-Marquardt ve Quasi Newton algoritmaları kullanılarak, hücre akım değerlerine karşılık hücre potansiyel değerlerinin tahminini yapabilecek yakıt hücre modeli oluşturuldu. Yapay sinir ağının PEM yakıt hücresinin modellenmesinde gösterdiği başarı, yakıt hücre sistemine ait veriler (Lee, 2005) kullanılarak sınıandı.

Yakıt hücre modelinin, test verileri ile sınılanması sonucunda Levenberg-Marquardt algoritması ile oluşturulan yapay sinir ağının hatası %1'in altında elde edilmiştir. Bu hata değeri, kaynaklarda yer alan bir çok PEM yakıt hücresi modelinin sonucundan daha iyidir. Bunun en büyük nedeni, PEM yakıt hücrelerinin doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde gösterdiği başarıdır. Bu başarı başta kimya mühendisliği olmak üzere bir çok alanda yapay sinir ağlarını modelleme için güçlü bir araç yapmaktadır.

KAYNAKLAR

Anani, A. A., Visintin, A., Petrov, K., Srinivasan, S., Reilly, J. J., Johnson, J. R., Schwarz, R. B. ve Desch, P. B., (1994), "Alloys for Hydrogen Storage in Nickel/Hydrogen and Nickel/Metal Hibride Batteries" Journal of Power Sources, 47: 261-275.

Balkin, A. R., (2002), Modelling a 500 W Polymer Electrolyte Membrane Fuel Cell, Capstone Project A02-080, University of Technology Sydney.

Barbir, F., (2005), PEM Fuel Cells: Theory and Practice, Elsevier Academic Pres, California.

Berger, C., (1968), Handbook of Fuel Cell Technology, Prentice Hall, New York.

Bıyıkođlu, A., (2005), "Review of Proton Exchange Membrane Fuel Cell Models ", International Journal of Hydrogen Energy, 30(11):1181-1212.

Cheddie, D. ve Munroe, N., (2005), "Review and Comparison of Approaches to Proton Exchange Membrane Fuel Cell Modeling ", Journal of Power Sources, 147(1-2): 72-84.

Cücelođlu, D., (1991), İnsan ve Davranışı, Remzi Kitabevi, İstanbul.

Demir, Y. K., (1997), Yapay Sinir Ağları ile Ulaştırma Taleplerinin Modellenmesi, Yüksek Lisans tezi, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Demuth, B. H., Hagan, T. M. ve Beale, M., (2002), Neural Network Design, PWS Publishing Company, California.

Dincer, İ., (2002), "Technical, Environmental and Exergetic Aspects of Hydrogen Energy Systems", International Journal of Hydrogen Energy, 27(3):265-285.

Denizli, İ., (2005), Yakıt Pilleri ve Taşıtlardaki Uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü.

Doherty, S. K., (1999), Control of pH in Chemical Process Using Artificial Neural Networks, PhD Thesis, Liverpool John Moores University, England.

Efe, Ö. ve Kaynak, O., (2000), Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları, Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul

Elmas, Ç., (2003), Yapay Sinir Ağları, Seçkin Yayıncılık, Ankara.

Haykin, S., (2005), Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Pearson Prentice all, Delhi.

Grot, W. G. F., Munn, G. E. ve Walmsley, P. N., (1972), "Perfluorinated Ion Exchange Membranes", 141st National Meeting of the Electrochemical Society, 7-11 May 1972, Texas.

Gupta, M. M., Jin, L. ve Homma, N., (2003), Static and Dynamic Neural Networks: From Fundamentals to Advanced Theory, John Wiley & Sons, New Jersey.

- Hebb, D. O., (1949), *The Organization of Behaviour*, Wiley, New York.
- Hoogers G., (2003), *Fuel Cell Technology Handbook*, CRC Pres, Florida.
- Kalafatođlu, E., Örs, N., Özdemir, S. S., Boyacı, F. S., Bahar, T. ve Çelikkol, A., (2001), *Hidrojen Yakıt Pilleri: Otomotiv Endüstrisindeki Uygulamalar ve Geleceđi, Araştırma Raporu, TÜBİTAK Marmara Araştırma Merkezi Malzeme ve Kimya Teknolojileri Araştırma Merkezi*.
- Kermani, B. G., Schiffman, S. S. ve Nagle, H. T., (2005),” Performance of the Levenberg–Marquardt Neural Network Training Method in Electronic Nose Applications”, *Sensors and Actuators B*, 110:13-22.
- Lanz, A., (2001), *Hydrogen Fuel Cell Engines*, College of Desert, Palm Desert.
- Larminie, J. E. ve Dicks, A., (2000), *Fuel Cell Systems Explained*, John Wiley & Sons, Chichester.
- Lee, W. Y., (2005), *Yazılı Görüşme*.
- Lee, W. Y., Park, G. G., Yang, T. H., Yoon, Y. G. ve Kim, C. S., (2003), “Empirical Modeling of Polymer Electrolyte Membrane Fuel Cell Performance Using Artificial Neural Networks”, *International Journal of Hydrogen Energy*, 29(9):961-966.
- Lippmann, R. P., (1987) “An Introduction to Computing with Neural Nets”, *IEEE ASSP Magazine*, 4(2):5-23.
- McCulloch, W. ve Pitts, W., (1943), “A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity”, *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5:115-133.
- Minsky, M. ve Papert, S., (1969), *Perceptrons*, MIT Press, Cambridge, MA.
- Mumyalmaz, B., (1998), *Yapay Sinir Ağları Kontrolüne Dayalı Statik Kompanzatorünün Pspice ile Simülasyonu*, Doktora Tezi, Y.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü.
- O’Hayre, R., Cha, S., W., Colella, W. ve Prinz, F. B., (2006), *Fuel Cell Fundamentals*, John Wiley & Sons, New Jersey.
- Öztemel, E., (2003), *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- Riverol, C., Alvarez, E. ve Navaza J. M., (1999), “Control of Chemical Process Using Neural Networks: Implementation in a Plant for Xylose Production”, *ISA Transactions*, 38(4):375-382.
- Rummelhart, D. E. ve McClelland, J. L., (1986), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT Press, Cambridge.
- Sađırođlu, Ş., Beşdok, E. ve Erler, M., (2003), *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-1: Yapay Sinir Ağları*, Ufuk Yayıncılık, Kayseri.

Thampan, T., Malhotra, S., Zhang J. ve Datta, R., (2001), "PEM Fuel Cell as a Membrane Reactor", Catalysis Today, 67(1-3):15-32.

Veziroglu, T. N. ve Bockris, J.O'M. (1991), Solar Hydrogen Energy: The Power to Save the Earth, McDonald Optima, England.

Wang, C. Y., (2004), "Fundamental Models for Fuel Cell Engineering", American Chemical Society, 104(10):4727-4766.

William, K. R., (1966), An Introduction to Fuel Cells, Elsevier Publishing Company, London.

Ziegler, C., (2005), Modeling and Simulation of the Dynamic Behavior of Portable Proton Exchange Membrane Fuel Cells, PhD Thesis, Konstanz University, Konstanz.

İNTERNET KAYNAKLARI

[1] <http://news.com.com/2100-1008-6065866.html?tag=tb>

[2] <http://www.fuelcellmarkets.com/home-fcm.fcm?subsite=1>

[3] http://www.crest.org/articles/static/1/995303594_1008081206.html

[4] http://electrochem.cwru.edu/NSF/presentations/NSF-Barbir_Diagnostics.pdf

[5] <http://www.ecbody.com/basic/image/neuron.jpg>

[6] http://www.dr.dk/videnskabold/vid_it_images/tema/hjernen/billeder/hukommelse/synaps.jpg

[7] <http://www.chromservis.cz/vzorec.jpg>

[8] <http://www.qtw.com/>

[9] <http://www.mscsoftware.com/>

[10] <http://www.esi-group.com/>

[11] <http://www.comsol.com/>

[12] <http://www-ccs.ucsd.edu/matlab/toolbox/nnet/prestd.html?cmdname=prestd>

[13] <http://www-ccs.ucsd.edu/matlab/toolbox/nnet/poststd.html>

[14] <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/nnet/newff.html>

EKLER

- Ek 1 Yakıt Hücresi Modeli için Levenberg-Marquardt Algoritmasının Kullanıldığı Matlab Programı
- Ek 2 Yakıt Hücresi Modeli için Quasi-Newton Algoritmasının Kullanıldığı Matlab Programı
- Ek 3 Levenberg-Marquardt ve Quasi-Newton Algoritmaları ile Eğitilen Ağın Sınanması Sonucu Hesaplanan Yüzde Mutlak Hata Değerleri (Lee, 2005)
- Ek 4 YSA'nın Eğitiminde Kullanılan Veriler (Lee, 2005)
- Ek 5 YSA'nın Deneysel Veriler ile Sınanmasında Kullanılan Veriler (Lee, 2005)

Ek 1 Yakıt Hücresi Modeli için Levenberg-Marquardt Algoritmasının Kullanıldığı Matlab Programı

```

clear;
load in.txt;
load in2.txt;
load out.txt;
load out2.txt;
[pn,meanp,stdp,tn,meant,stdt]=prestd(in,out);
pn=pn/5;
tn=tn/5;
net=newff(minmax(pn),[10,1],{'tansig','purelin'},'trainlm');
net.IW{1,1}=[ -1.7618 -0.9415 1.4192 1.5232 2.3943 -1.8692 4.5644 0.8502
 2.5827 -1.4928 2.1036 -0.2045 0.7387 -2.1637 -2.9838 -1.8556
-0.3469 -2.2674 0.2559 -2.7602 3.3380 0.0404 1.3022 -2.2377
-2.5546 0.5810 1.2454 -0.2137 -2.0944 2.0289 -2.9716 -3.6616
-1.9046 1.7371 0.8771 2.8667 -3.1621 1.0798 -0.3629 -1.5423
 1.0143 -1.9973 2.2428 -1.1623 1.9656 -2.4479 1.4439 1.9886
-0.0380 -1.6893 -2.0863 1.0835 -2.7348 2.4537 -2.9081 0.5844
-2.4921 1.8790 2.5220 -1.5040 0.2683 -2.0217 -0.3205 -0.8041
-1.7828 1.2347 -1.5026 1.3049 -2.1146 1.9544 -3.7468 -2.6074
 3.5442 0.4898 2.6581 1.7072 0.8595 0.8435 0.8988 0.1321];

net.LW{2,1}=[0.4267 0.7348 0.4836 0.9895 0.7306 -0.0284 0.8066 -0.9594
0.2736 0.8879];
net.b{1}=[1.6237
-0.8118
 0.1131
 0.8928
 1.0280
-0.0315
-0.4257
-1.0232
-1.0140
 2.3467];
net.b{2}=-0.9661;
net.trainparam.show=5;
net.trainParam.mu=2.4979;
net.trainparam.epochs=80;
net.trainparam.goal=1e-7;
net.performfcn='mse';
[net,tr]=train(net,pn,tn);
an=sim(net,pn);
an=an*5;
a1=poststd(an,meant,stdt);
[m,b,r]=postreg(a1,out);
pnew=trastd(in2,meanp,stdp);
pnew=pnew/5;
an=sim(net,pnew);
an=an*5;
a2=poststd(an,meant,stdt);
[m,b,r]=postreg(a2,out2);

```

Ek 2 Yakıt Hücresi Modeli için Quasi Newton Algoritmasının Kullanıldığı Matlab Programı

```

clear;
load in.txt;
load in2.txt;
load out.txt;
load out2.txt;
[pn,meanp,stdp,tn,meant,stdt]=prestd(in,out);
pn=pn/5;
tn=tn/5;
net=newff(minmax(pn),[10,1],{'tansig','purelin'},'trainbfg');
net.IW{1,1}=[ -1.7618 -0.9415 1.4192 1.5232 2.3943 -1.8692 4.5644 0.8502
2.5827 -1.4928 2.1036 -0.2045 0.7387 -2.1637 -2.9838 -1.8556
-0.3469 -2.2674 0.2559 -2.7602 3.3380 0.0404 1.3022 -2.2377
-2.5546 0.5810 1.2454 -0.2137 -2.0944 2.0289 -2.9716 -3.6616
-1.9046 1.7371 0.8771 2.8667 -3.1621 1.0798 -0.3629 -1.5423
1.0143 -1.9973 2.2428 -1.1623 1.9656 -2.4479 1.4439 1.9886
-0.0380 -1.6893 -2.0863 1.0835 -2.7348 2.4537 -2.9081 0.5844
-2.4921 1.8790 2.5220 -1.5040 0.2683 -2.0217 -0.3205 -0.8041
-1.7828 1.2347 -1.5026 1.3049 -2.1146 1.9544 -3.7468 -2.6074
3.5442 0.4898 2.6581 1.7072 0.8595 0.8435 0.8988 0.1321];
net.LW{2,1}=[0.4267 0.7348 0.4836 0.9895 0.7306 -0.0284 0.8066 -0.9594
0.2736 0.8879];
net.b{1}=[1.6237
-0.8118
0.1131
0.8928
1.0280
-0.0315
-0.4257
-1.0232
-1.0140
2.3467];
net.b{2}=-0.9661;
net.trainparam.show=5;
net.trainparam.epochs=80;
net.trainparam.goal=1e-7;
net.performfcn='mse';
[net,tr]=train(net,pn,tn);
an=sim(net,pn);
an=an*5;
a1=poststd(an,meant,stdt);
[m,b,r]=postreg(a1,out);
pnew=trastd(in2,meanp,stdp);
pnew=pnew/5;
an=sim(net,pnew);
an=an*5;
a2=poststd(an,meant,stdt);
[m,b,r]=postreg(a2,out2);

```

**Ek 3 Levenberg-Marquardt ve Quasi-Newton Algoritmaları ile Eğitilen Ağın Sınanması
Sonucu Hesaplanan Yüzde Mutlak Hata Değerleri (Lee , 2005)**

Veri No	Levenberg-Marquardt			Quasi-Newton		
	Hesaplanan (V)	Deneysel (V)	% Hata	Hesaplanan (V)	Deneysel (V)	% Hata
1	0.579	0.596	2.8	0.553	0.596	7.2
2	0.632	0.635	0.5	0.601	0.635	5.3
3	0.646	0.663	2.5	0.644	0.663	2.9
4	0.638	0.628	1.6	0.626	0.628	0.4
5	0.674	0.665	1.3	0.646	0.665	2.9
6	0.679	0.682	0.4	0.674	0.682	1.2
7	0.617	0.623	0.9	0.606	0.623	2.7
8	0.689	0.684	0.8	0.709	0.684	3.6
9	0.709	0.708	0.2	0.722	0.708	2.0
10	0.720	0.717	0.4	0.734	0.717	2.3
11	0.715	0.71	0.6	0.721	0.71	1.5
12	0.742	0.735	1.0	0.737	0.735	0.3
13	0.754	0.749	0.7	0.758	0.749	1.1
14	0.708	0.705	0.5	0.695	0.705	1.4
15	0.768	0.755	1.8	0.753	0.755	0.2
16	0.781	0.776	0.6	0.770	0.776	0.8
17	0.756	0.745	1.5	0.710	0.745	4.6
18	0.808	0.811	0.3	0.769	0.811	5.2
19	0.799	0.794	0.6	0.754	0.794	5.0
20	0.632	0.623	1.5	0.620	0.623	0.5
21	0.660	0.658	0.3	0.659	0.658	0.2
22	0.668	0.676	1.2	0.692	0.676	2.3
23	0.642	0.653	1.7	0.653	0.653	0.0
24	0.683	0.682	0.1	0.685	0.682	0.4
25	0.698	0.69	1.1	0.715	0.69	3.6
26	0.644	0.643	0.1	0.648	0.643	0.8
27	0.704	0.709	0.8	0.716	0.709	0.9
28	0.726	0.726	0.0	0.744	0.726	2.4
29	0.737	0.737	0.0	0.741	0.737	0.6
30	0.727	0.729	0.3	0.709	0.729	2.7
31	0.752	0.762	1.4	0.739	0.762	3.0
32	0.731	0.732	0.2	0.696	0.732	5.0
33	0.789	0.788	0.2	0.758	0.788	3.8
34	0.854	0.834	2.4	0.824	0.834	1.2
35	0.868	0.834	4.0	0.829	0.834	0.6
36	0.567	0.583	2.8	0.572	0.583	1.9
37	0.576	0.591	2.6	0.631	0.591	6.7
38	0.577	0.555	4.0	0.642	0.555	15.7
39	0.624	0.626	0.3	0.614	0.626	2.0
40	0.656	0.638	2.9	0.657	0.638	3.0
41	0.644	0.652	1.2	0.681	0.652	4.4
42	0.598	0.623	4.0	0.604	0.623	3.0
43	0.691	0.692	0.1	0.691	0.692	0.2
44	0.698	0.702	0.5	0.715	0.702	1.9
45	0.716	0.714	0.3	0.719	0.714	0.7
46	0.710	0.709	0.1	0.706	0.709	0.4

Veri No	Levenberg-Marquardt			Quasi-Newton		
	Hesaplanan (V)	Deneysel (V)	% Hata	Hesaplanan (V)	Deneysel (V)	% Hata
47	0.766	0.768	0.2	0.758	0.768	1.4
48	0.750	0.752	0.3	0.740	0.752	1.7
49	0.812	0.808	0.5	0.800	0.808	0.9
50	1.000	0.973	2.7	0.902	0.973	7.3
51	0.727	0.734	0.9	0.761	0.734	3.7
52	0.642	0.64	0.4	0.659	0.64	3.0
53	0.561	0.562	0.2	0.577	0.562	2.7
54	0.487	0.489	0.3	0.492	0.489	0.7
55	0.380	0.374	1.5	0.381	0.374	2.0
56	0.613	0.611	0.3	0.576	0.611	5.8
57	0.639	0.636	0.5	0.608	0.636	4.4
58	0.679	0.673	0.8	0.643	0.673	4.5
59	0.604	0.607	0.5	0.596	0.607	1.9
60	0.663	0.671	1.1	0.657	0.671	2.2
61	0.700	0.697	0.5	0.670	0.697	3.9
62	0.710	0.713	0.4	0.701	0.713	1.6
63	0.696	0.704	1.1	0.704	0.704	0.0
64	0.719	0.723	0.5	0.718	0.723	0.7
65	0.735	0.731	0.6	0.741	0.731	1.4
66	0.687	0.694	1.0	0.683	0.694	1.5
67	0.736	0.743	0.9	0.747	0.743	0.6
68	0.757	0.764	0.9	0.765	0.764	0.2
69	0.764	0.774	1.2	0.768	0.774	0.8
70	0.759	0.766	0.9	0.760	0.766	0.8
71	0.776	0.788	1.5	0.769	0.788	2.4
72	0.791	0.803	1.5	0.771	0.803	3.9
73	0.807	0.81	0.4	0.777	0.81	4.0
74	0.803	0.806	0.4	0.763	0.806	5.3
75	0.633	0.632	0.1	0.622	0.632	1.5
76	0.671	0.667	0.5	0.664	0.667	0.5
77	0.673	0.675	0.3	0.694	0.675	2.9
78	0.660	0.681	3.0	0.652	0.681	4.2
79	0.704	0.708	0.6	0.684	0.708	3.4
80	0.719	0.722	0.4	0.714	0.722	1.2
81	0.662	0.665	0.5	0.648	0.665	2.6
82	0.727	0.724	0.4	0.710	0.724	2.0
83	0.744	0.744	0.0	0.736	0.744	1.0
84	0.699	0.702	0.5	0.681	0.702	3.1
85	0.761	0.756	0.6	0.735	0.756	2.8
86	0.742	0.744	0.3	0.709	0.744	4.7
87	0.797	0.795	0.3	0.770	0.795	3.1
88	0.573	0.576	0.6	0.558	0.576	3.2
89	0.637	0.636	0.2	0.602	0.636	5.4
90	0.639	0.653	2.1	0.632	0.653	3.1
91	0.580	0.569	1.9	0.562	0.569	1.2
92	0.673	0.67	0.5	0.638	0.67	4.8
93	0.674	0.684	1.5	0.672	0.684	1.8
94	0.634	0.634	0.0	0.612	0.634	3.4
95	0.710	0.705	0.7	0.691	0.705	2.0
96	0.716	0.722	0.8	0.712	0.722	1.4

Veri No	Levenberg-Marquardt			Quasi-Newton		
	Hesaplanan (V)	Deneysel (V)	% Hata	Hesaplanan (V)	Deneysel (V)	% Hata
97	0.732	0.726	0.8	0.727	0.726	0.1
98	0.740	0.746	0.8	0.743	0.746	0.4
99	0.819	0.813	0.8	0.878	0.813	8.0
100	0.824	0.812	1.5	0.841	0.812	3.5
101	0.820	0.853	3.9	0.856	0.853	0.4
102	0.732	0.73	0.2	0.748	0.73	2.5
103	0.666	0.664	0.3	0.681	0.664	2.5
104	0.611	0.611	0.1	0.632	0.611	3.5
105	0.552	0.558	1.1	0.580	0.558	3.9
106	0.507	0.506	0.1	0.527	0.506	4.2
107	0.588	0.574	2.4	0.601	0.574	4.6
108	0.625	0.617	1.2	0.617	0.617	0.1
109	0.640	0.645	0.8	0.651	0.645	1.0
110	0.587	0.573	2.5	0.612	0.573	6.8
111	0.642	0.644	0.3	0.657	0.644	2.0
112	0.673	0.675	0.3	0.680	0.675	0.7
113	0.683	0.692	1.3	0.707	0.692	2.1
114	0.676	0.675	0.2	0.702	0.675	4.0
115	0.698	0.689	1.2	0.720	0.689	4.6
116	0.718	0.72	0.3	0.744	0.72	3.3
117	0.672	0.671	0.2	0.687	0.671	2.4
118	0.725	0.727	0.3	0.764	0.727	5.1
119	0.744	0.746	0.2	0.780	0.746	4.6
120	0.766	0.757	1.1	0.770	0.757	1.7
121	0.755	0.754	0.1	0.769	0.754	2.0
122	0.781	0.775	0.7	0.780	0.775	0.7
123	0.792	0.788	0.5	0.779	0.788	1.2
124	0.750	0.749	0.1	0.731	0.749	2.4
125	0.818	0.813	0.6	0.795	0.813	2.2
126	0.827	0.825	0.2	0.806	0.825	2.3
127	0.835	0.839	0.4	0.795	0.839	5.2
128	0.601	0.607	1.0	0.609	0.607	0.3
129	0.643	0.648	0.7	0.641	0.648	1.1
130	0.652	0.646	0.9	0.674	0.646	4.4
131	0.601	0.599	0.3	0.613	0.599	2.3
132	0.671	0.668	0.4	0.672	0.668	0.7
133	0.689	0.691	0.3	0.705	0.691	2.0
134	0.649	0.647	0.3	0.648	0.647	0.1
135	0.713	0.708	0.7	0.725	0.708	2.4
136	0.726	0.728	0.3	0.742	0.728	1.9
137	0.732	0.741	1.2	0.737	0.741	0.6
138	0.728	0.734	0.8	0.736	0.734	0.3
139	0.751	0.754	0.4	0.753	0.754	0.1
140	0.717	0.73	1.7	0.723	0.73	0.9
141	0.790	0.787	0.4	0.773	0.787	1.7
142	0.764	0.771	0.9	0.765	0.771	0.8
143	0.566	0.55	2.9	0.587	0.55	6.7
144	0.605	0.604	0.2	0.623	0.604	3.1
145	0.570	0.548	4.0	0.589	0.548	7.5
146	0.644	0.639	0.7	0.646	0.639	1.1
147	0.658	0.66	0.3	0.664	0.66	0.7

Veri No	Levenberg-Marquardt			Quasi-Newton		
	Hesaplanan (V)	Deneysel (V)	% Hata	Hesaplanan (V)	Deneysel (V)	% Hata
148	0.616	0.612	0.7	0.627	0.612	2.4
149	0.691	0.686	0.8	0.688	0.686	0.4
150	0.700	0.706	0.8	0.700	0.706	0.9
151	0.660	0.664	0.6	0.668	0.664	0.6
152	0.729	0.726	0.4	0.724	0.726	0.2
153	0.747	0.742	0.7	0.730	0.742	1.7
154	0.754	0.754	0.0	0.755	0.754	0.1
155	0.774	0.775	0.1	0.758	0.775	2.2
156	0.802	0.803	0.1	0.812	0.803	1.1
157	0.809	0.822	1.6	0.810	0.822	1.5
158	0.972	0.986	1.4	0.949	0.986	3.8
159	0.800	0.803	0.4	0.816	0.803	1.6
160	0.748	0.751	0.4	0.730	0.751	2.7
161	0.707	0.707	0.0	0.681	0.707	3.7
162	0.668	0.665	0.4	0.647	0.665	2.7
163	0.623	0.618	0.8	0.608	0.618	1.6
164	0.585	0.564	3.7	0.551	0.564	2.3
165	0.604	0.615	1.8	0.607	0.615	1.4
166	0.645	0.63	2.3	0.641	0.63	1.7
167	0.654	0.638	2.6	0.670	0.638	5.0
168	0.654	0.666	1.8	0.660	0.666	0.9
169	0.691	0.693	0.3	0.687	0.693	0.8
170	0.703	0.709	0.8	0.711	0.709	0.3
171	0.660	0.659	0.2	0.654	0.659	0.7
172	0.737	0.734	0.4	0.755	0.734	2.9
173	0.754	0.75	0.6	0.764	0.75	1.9
174	0.765	0.76	0.6	0.756	0.76	0.6
175	0.782	0.785	0.4	0.810	0.785	3.2
176	0.803	0.802	0.1	0.797	0.802	0.6
177	0.609	0.619	1.7	0.623	0.619	0.6
178	0.644	0.638	1.0	0.649	0.638	1.7
179	0.648	0.641	1.2	0.670	0.641	4.5
180	0.680	0.683	0.4	0.672	0.683	1.7
181	0.710	0.708	0.3	0.702	0.708	0.9
182	0.705	0.72	2.0	0.709	0.72	1.5
183	0.741	0.74	0.1	0.736	0.74	0.5
184	0.757	0.755	0.3	0.742	0.755	1.7
185	0.803	0.805	0.2	0.819	0.805	1.8
186	0.798	0.806	1.0	0.812	0.806	0.8
187	0.585	0.595	1.6	0.623	0.595	4.7
188	0.585	0.575	1.7	0.604	0.575	5.1
189	0.690	0.692	0.2	0.683	0.692	1.3
190	0.668	0.673	0.7	0.668	0.673	0.7
191	0.745	0.749	0.5	0.730	0.749	2.6
192	0.839	0.836	0.4	0.891	0.836	6.5
193	0.765	0.764	0.1	0.775	0.764	1.4
194	0.713	0.712	0.1	0.705	0.712	1.0
195	0.665	0.666	0.1	0.661	0.666	0.8
196	0.619	0.623	0.6	0.626	0.623	0.4
197	0.563	0.576	2.3	0.573	0.576	0.6

Ek 4 YSA'nın Eğitiminde Kullanılan Veriler (Lee , 2005)

Veri No	Girişler								Çıkış V
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	
1	119.3	75.98	82.83	76.07	9.589	32.427	70	30	0.581
2	119.8	74.79	79.94	75.91	44.17	55.66	70	30	0.62
3	119.9	74.61	77.01	75.55	82.475	91.391	70	30	0.652
4	119.1	73.74	75.39	75.56	9.549	33.901	70	30	0.576
5	99.3	73.87	79.97	76.14	26.014	33.129	70	30	0.639
6	99.9	73.29	75.54	75.54	65.194	72.159	70	30	0.674
7	99.5	73.04	69.28	74.32	101.01	109.54	70	30	0.676
8	79.6	71.24	74.04	76.44	9.135	21.899	70	30	0.67
9	79.6	71.33	73.92	76.17	44.442	49.572	70	30	0.698
10	79.7	71.21	69.63	74.94	82.755	89.705	70	30	0.711
11	79.7	70.83	66.55	74.8	9.103	20.924	70	30	0.664
12	59.9	70.07	63.64	74.88	25.87	27.864	70	30	0.72
13	59.8	69.77	61.31	73.98	63.178	69.248	70	30	0.745
14	59.7	69.28	57.68	72.35	101.71	107.7	70	30	0.755
15	39.8	68.68	56.58	74.4	9.051	10.732	70	30	0.747
16	39.8	68.74	53.35	73.63	44.477	47.985	70	30	0.768
17	39.7	68.27	49.43	71.54	79.469	85.182	70	30	0.783
18	20.1	67.7	45.74	71.93	9.036	4.865	70	30	0.796
19	19.9	67.8	42.83	70.4	44.768	42.46	70	30	0.819
20	109.2	70.66	75	76.62	8.934	21.793	75	40	0.598
21	109.5	70.82	73.75	76.24	45.726	50.699	75	40	0.644
22	109.3	70.44	70.87	75.26	83.614	90.252	75	40	0.671
23	109.3	70.75	68.98	75.19	8.909	21.202	75	40	0.59
24	89.6	70.76	73.03	75.81	26.048	31.773	75	40	0.667
25	89.9	70.84	70.7	74.95	63.202	69.692	75	40	0.685
26	90	70.58	67.12	73.75	101	105	75	40	0.698
27	69.7	70.7	67.73	75.6	9.204	13.794	75	40	0.696
28	69.7	70.69	66.24	75.06	44.867	47.647	75	40	0.715
29	69.5	71.13	62.6	73.33	82.434	87.102	75	40	0.733
30	69.3	70.23	60.02	72.32	9.481	13.087	75	40	0.688
31	49.7	70.55	53.81	74.15	25.365	26.589	75	40	0.755
32	49.6	69.88	49.04	72.24	65.117	66.257	75	40	0.766
33	29.9	68.95	47.03	72.59	8.874	5.404	75	40	0.775
34	29.8	68.64	44.81	71.93	8.911	5.95	75	40	0.774
35	10.1	67.64	41.54	67.62	24.887	21.653	75	40	0.845
36	119.5	71.95	81.56	76.31	9.205	18.903	80	50	0.543
37	119.5	72.06	79.22	75.41	45.574	50.67	80	50	0.589
38	119.4	71.83	77.19	74.93	63.592	67.688	80	50	0.565
39	119.2	70.9	72.36	74.53	8.284	18.78	80	50	0.549
40	99.4	70.9	75.96	75.4	27.527	29.785	80	50	0.641
41	99.4	70.95	71.88	74.2	65.483	68.452	80	50	0.648
42	99.4	71.29	65.06	71.88	98.723	103.67	80	50	0.635
43	79.5	70.27	67.22	74.13	8.615	12.482	80	50	0.672
44	79.6	70.5	66.44	73.22	45.044	46.378	80	50	0.7
45	79.5	70.22	64.22	72.32	8.207	11.835	80	50	0.669
46	59.7	70	57.39	73.71	25.537	28.925	80	50	0.731

Veri No	Girişler								Çıkış
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	V
47	39.7	68.8	49.83	71.61	7.831	5.919	80	50	0.755
48	39.6	69.34	44.85	69.38	36.815	34.473	80	50	0.774
49	19.8	68.99	41.47	67.47	7.845	2.987	80	50	0.801
50	19.8	68.76	37.9	65.18	7.864	3.175	80	50	0.796
51	10	70.86	54.1	61.85	9.301	19.018	70	30	0.795
52	30	70.78	54.05	61.82	9.373	18.926	70	30	0.684
53	50	71.07	53.96	61.86	9.358	18.693	70	30	0.599
54	70	71.42	53.9	61.87	9.261	18.75	70	30	0.523
55	90	71.78	53.85	61.88	9.248	18.602	70	30	0.452
56	120	72.57	53.78	61.87	9.497	18.514	80	40	0.326
57	120	72.3	81.82	76.03	26.934	38.64	70	30	0.624
58	120	71.5	79.53	75.79	63.933	68.977	70	30	0.658
59	120	70.6	75.39	75.07	101.86	110.99	70	30	0.679
60	100	70.55	78.99	75.95	9.244	26.887	70	30	0.657
61	100	70.31	77.01	75.83	45.311	55.048	70	30	0.689
62	100	69.85	74.47	75.16	82.937	91.136	70	30	0.708
63	100	69.4	72.43	75.35	8.954	26.572	70	30	0.652
64	80	69.24	75.79	76	25.792	31.491	70	30	0.711
65	80	69.46	73.46	75.33	62.486	69.194	70	30	0.726
66	80	68.95	69.68	74.21	100.46	109.11	70	30	0.735
67	60	68.07	67.85	75.51	9.05	15.208	70	30	0.732
68	60	68.29	66.15	74.74	44.963	48.609	70	30	0.754
69	60	68	62.95	73.46	82.192	87.764	70	30	0.77
70	60	67.03	61.33	73.69	8.959	15.215	70	30	0.727
71	40	67.64	56.16	74.54	25.904	26.375	70	30	0.778
72	40	67.54	52.39	72.94	63.741	68.695	70	30	0.797
73	40	66.86	49.48	71.4	9.281	9.878	70	30	0.761
74	20	66.8	44.55	70.61	25.05	25.149	70	30	0.822
75	110	69.11	69.62	75.83	8.882	21.08	75	40	0.616
76	110	69.69	70.38	75.4	44.934	52.645	75	40	0.656
77	110	69.36	68.25	74.36	82.749	88.719	75	40	0.674
78	110	69	66.69	74.48	8.745	20.729	75	40	0.611
79	90	69.31	71.67	75.18	26.423	32.069	75	40	0.695
80	90	69.43	69.98	74.16	63.783	69.765	75	40	0.715
81	90	68.74	65.09	72.51	98.774	107.09	75	40	0.717
82	70	68.11	65.97	74.02	8.688	13.892	75	40	0.709
83	70	68.19	64.09	73.46	45.747	48.199	75	40	0.735
84	70	68.08	59.52	71.75	82.195	86.75	75	40	0.748
85	50	67.25	56.83	73.3	8.63	9.805	75	40	0.743
86	50	67.34	52.52	72.08	44.533	46.428	75	40	0.766
87	30	66.61	50.26	72.28	8.412	5.371	75	40	0.784
88	30	66.63	47.42	71.72	8.239	5.959	75	40	0.783
89	120	70.97	79.6	75.94	25.659	32.475	80	50	0.614
90	120	70.55	76.06	74.72	63.664	71.151	80	50	0.643
91	120	70.24	70.74	73.05	101.2	109.92	80	50	0.643
92	100	69.98	75.89	75.26	8.558	15.912	80	50	0.636
93	100	69.35	72.72	74.83	45.583	48.133	80	50	0.677
94	100	69.09	68.43	73.41	79.918	86.835	80	50	0.683

Veri No	Girişler								Çıkış
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	
95	80	68.27	68.6	74.41	8.28	12.381	80	50	0.688
96	80	68.3	66.25	73.24	44.521	50.216	80	50	0.718
97	80	67.94	64.09	73.31	8.272	11.572	80	50	0.684
98	60	67.59	60.91	73.61	27.416	33.823	80	50	0.744
99	60	67.11	58.72	73.14	8.116	8.722	80	50	0.723
100	20	66.36	53.47	69.77	21.537	21.404	80	50	0.821
101	0	66.63	51.94	60.27	10.662	18.615	70	30	0.98
102	20	66.51	51.88	60.23	9.489	18.197	70	30	0.768
103	40	66.61	51.86	60.22	9.503	18.121	70	30	0.692
104	60	66.76	51.83	60.19	9.209	17.994	70	30	0.637
105	80	67.17	51.78	60.27	9.484	17.876	70	30	0.585
106	100	67.34	51.76	60.24	9.274	17.933	70	33.3	0.527
107	120	67.91	51.72	59.87	9.354	20.806	80	40	0.526
108	120	69.75	82.27	76.22	25.987	38.117	70	30	0.594
109	120	68.34	79.73	75.86	66.41	73.415	70	30	0.632
110	120	67.59	76.44	75.25	101.06	112.15	70	30	0.649
111	100	67.72	79.15	76.53	13.308	26.076	70	30	0.632
112	100	67.01	78.33	76.14	46.897	56.099	70	30	0.663
113	100	66.64	75.92	75.66	82.799	91.518	70	30	0.685
114	100	66.59	74.32	75.76	9.325	27.659	70	30	0.631
115	80	65.93	74.78	76.43	26.137	32.063	70	30	0.688
116	80	65.37	72.78	75.8	64.848	72.752	70	30	0.699
117	80	65.26	69.55	74.41	102.34	109	70	30	0.732
118	60	64.59	71.33	76.12	8.991	16.217	70	30	0.715
119	60	64.36	68.81	75.59	44.302	48.152	70	30	0.738
120	60	64.05	64.74	74.16	83.547	85.703	70	30	0.752
121	60	63.84	62.74	74.17	9.075	14.754	70	30	0.71
122	40	63.22	58.19	74.56	25	26.259	70	30	0.764
123	40	62.87	53.92	72.99	63.156	67.671	70	30	0.783
124	40	62.65	51.37	71.54	102.35	107.57	70	30	0.797
125	20	61.96	48.38	72.01	8.879	5.267	70	30	0.801
126	20	61.45	45.54	71.18	43.779	47.738	70	30	0.823
127	20	61.31	43.81	69.58	85.145	82.398	70	30	0.834
128	20	60.42	43.08	71.56	9.193	20.644	70	30	0.808
129	110	65.98	77.33	76.02	26.212	35.746	75	40	0.632
130	110	64.93	74.63	75.05	63.447	70.292	75	40	0.658
131	110	64.35	70.06	73.6	100.71	109.05	75	40	0.645
132	90	64.57	75.36	76.25	9.107	17.098	75	40	0.654
133	90	64.07	73.38	75.65	45.858	50.482	75	40	0.679
134	90	63.57	69.4	74.09	82.12	88.522	75	40	0.685
135	70	62.93	70.03	75.58	8.95	13.459	75	40	0.696
136	70	62.75	68.27	74.8	44.906	48.267	75	40	0.721
137	70	62.26	64.19	73.26	82.708	87.093	75	40	0.736
138	70	62.01	61.67	72.46	8.899	12.808	75	40	0.69
139	50	61.41	57.06	73.98	27.551	29.552	75	40	0.748
140	50	61.2	53.2	72.47	62.291	64.95	75	40	0.762
141	30	60.5	49.28	72.38	9.047	6.244	75	40	0.776
142	30	59.92	44.75	70.35	43.816	45.46	75	40	0.794
143	10	59.09	43.48	70.06	9.063	2.711	75	40	0.837

Veri No	Girişler								Çıkış
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	
144	120	63.83	73.88	76.05	27.353	31.623	80	50	0.581
145	120	63.94	70.13	74.14	63.739	68.813	80	50	0.617
146	100	64.18	74.18	75.83	9.141	15.213	80	50	0.619
147	100	63.75	72.11	75.14	43.971	48.743	80	50	0.651
148	100	63.12	67.5	73.22	82.593	88.693	80	50	0.672
149	80	62.46	69.63	74.41	9.046	12.278	80	50	0.669
150	80	62.76	67.96	74.09	45.614	48.218	80	50	0.697
151	80	62.31	62.84	72.4	83.115	86.832	80	50	0.715
152	60	61.61	60.87	73.34	9.148	9.492	80	50	0.712
153	60	61.64	57.61	72.33	43.725	46.336	80	50	0.735
154	60	61.47	55.34	71.25	9.169	8.357	80	50	0.706
155	40	61.15	49.97	72.5	25.198	28.575	80	50	0.767
156	40	60.53	48.16	71.72	9.215	6.752	80	50	0.751
157	20	60.4	45.93	70.44	27.634	22.612	80	50	0.805
158	20	60.18	45	69.59	8.988	3.591	80	50	0.804
159	10	62.07	52.08	60.05	9.841	18.283	70	30	0.842
160	30	61.95	52.02	60.08	9.06	18.136	70	30	0.775
161	50	62.16	51.96	60.1	9.098	17.968	70	30	0.729
162	70	62.44	51.91	60.14	9.154	17.737	70	30	0.686
163	90	62.75	51.87	60.14	9.408	17.825	70	30	0.641
164	110	63.46	51.81	60.15	9.044	17.881	73.3	36.7	0.592
165	120	59.73	73.46	75.19	9.052	28.798	70	30	0.603
166	120	60.28	77.03	75.32	45.997	51.756	70	30	0.625
167	120	59.66	74.4	74.47	84.346	94.179	70	30	0.648
168	120	60.46	74.14	74.82	8.915	28.443	70	30	0.598
169	90	59.59	74.35	75.26	28.45	37.03	70	30	0.683
170	90	59.17	72.36	74.69	62.779	68.052	70	30	0.7
171	90	58.28	69.12	73.53	101.01	109.1	70	30	0.717
172	60	57.77	70.26	75.14	9.301	13.459	70	30	0.722
173	60	57.29	67.98	73.99	44.77	49.016	70	30	0.743
174	60	57.05	64.25	72.78	82.587	88.649	70	30	0.756
175	60	56.69	61.97	72.99	9.178	13.228	70	30	0.717
176	30	55.78	56.79	72.36	25.921	30.366	70	30	0.797
177	30	55.34	53.57	71.53	9.141	6.592	70	30	0.781
178	110	58.23	70.86	75.17	27.792	34.656	75	40	0.63
179	110	58.35	70.55	74.23	64.114	70.418	75	40	0.649
180	110	58.28	68.76	74.19	9.071	19.639	75	40	0.621
181	80	57.47	69.3	74.94	26.809	29.904	75	40	0.697
182	80	57.04	65.92	73.61	63.711	68.247	75	40	0.716
183	80	56.65	62.46	73.23	8.788	13.327	75	40	0.675
184	50	55.74	58.5	73	26.049	28.57	75	40	0.75
185	50	55.53	55.9	71.64	8.635	7.969	75	40	0.735
186	20	53.94	50.06	69.3	26.929	23.534	75	40	0.812
187	120	57.8	68.86	75.33	8.417	16.358	80	50	0.585
188	120	57.98	71	74.73	33.746	42.113	80	50	0.597
189	80	57.07	74.37	74.26	8.235	10.598	80	50	0.679
190	80	56.46	69.39	73.24	43.682	47.035	80	50	0.7
191	50	55.31	65.72	73	8.315	6.807	80	50	0.736

Veri No	Girişler								Çıkış
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	V
192	0	62.3	55.63	60.49	8.849	17.811	70	30	0.992
193	20	62.1	55.67	60.49	9.874	17.813	70	30	0.795
194	40	62.26	55.7	60.49	9.352	17.288	70	30	0.738
195	60	62.47	55.74	60.5	9.327	17.053	70	30	0.689
196	80	63.07	55.74	60.5	9.362	16.874	70	30	0.644
197	100	63.61	55.74	60.52	9.312	16.898	70	33.3	0.601
198	120	63.92	55.75	60.6	9.181	16.895	80	40	0.551

Ek 5 YSA'nın Deneysel Veriler ile Sınanmasında Kullanılan Veriler (Lee, 2005)

Veri No	Girişler								Çıkış V
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	
1	119.6	75.45	81.67	76.1	26.652	38.209	70	30	0.596
2	119.9	74.7	78.57	75.74	63.563	69.653	70	30	0.635
3	119.8	74.24	74.7	75.07	101.14	112.46	70	30	0.663
4	99.2	73.76	80.64	76.07	9.498	27.445	70	30	0.628
5	99.6	73.5	77.67	75.79	42.474	55.681	70	30	0.665
6	99.6	73.03	72.84	75.03	82.767	90.169	70	30	0.682
7	99.1	72.27	69.35	75.11	9.012	27.175	70	30	0.623
8	79.6	71.27	74.92	76.44	25.501	31.764	70	30	0.684
9	79.5	71.29	72.03	75.66	63.763	69.504	70	30	0.708
10	79.8	71.23	66.53	73.99	101.51	110.17	70	30	0.717
11	59.5	69.98	64.32	75.32	8.89	15.768	70	30	0.71
12	59.9	69.83	62.45	74.29	47.408	48.955	70	30	0.735
13	59.7	69.33	59.63	73.22	82.475	86.863	70	30	0.749
14	59.8	69.22	57.7	75.15	9.154	15.238	70	30	0.705
15	39.6	68.62	55.05	74.22	25.754	27.008	70	30	0.755
16	39.9	68.63	51.4	72.66	63.597	64.614	70	30	0.776
17	39.7	67.83	48.22	71.46	8.857	9.698	70	30	0.745
18	19.9	67.76	44.11	71.71	26.251	26.555	70	30	0.811
19	19.9	67.6	42.33	70.16	9.114	5.559	70	30	0.794
20	109.4	70.76	74.72	76.58	26.622	33.87	75	40	0.623
21	109.4	70.65	72.52	75.77	64.142	68.014	75	40	0.658
22	109.3	70.71	68.87	74.36	99.931	108.81	75	40	0.676
23	90.1	70.81	73.34	75.88	9.092	17.184	75	40	0.653
24	89.8	70.86	72.14	75.59	44.531	47.162	75	40	0.682
25	89.9	70.85	68.94	74.29	82.168	85.523	75	40	0.69
26	89.4	70.25	67.22	74.45	9.187	17.703	75	40	0.643
27	69.7	70.83	67.22	75.49	27.054	29.49	75	40	0.709
28	69.7	70.44	64.49	74.19	64.807	69.349	75	40	0.726
29	69.7	71.28	59.91	72.14	101.15	105.02	75	40	0.737
30	49.7	70.76	55.28	73.79	8.838	10.416	75	40	0.729
31	49.6	70.3	51.9	73.75	44.254	44.883	75	40	0.762
32	49.6	69.49	49.06	72.58	8.765	9.105	75	40	0.732
33	29.8	68.71	45.27	72.05	25.501	22.948	75	40	0.788
34	10.2	68.19	43.71	70.73	8.84	2.321	75	40	0.834
35	10.1	67.4	40.94	67.07	8.788	2.245	75	40	0.834
36	119.5	72.2	80.93	76.05	27.316	34.197	80	50	0.583
37	119.5	71.68	74.76	74.03	82.951	88.851	80	50	0.591
38	119.3	71.45	72.17	73.2	100.97	107.14	80	50	0.555
39	99.3	70.74	77.05	75.47	8.56	15.184	80	50	0.626
40	99.4	71.11	74.39	74.97	44.709	49.393	80	50	0.638
41	99.5	71.16	69.28	73.33	82.193	87.098	80	50	0.652
42	99.3	70.68	65.56	72.5	8.319	14.594	80	50	0.623
43	79.6	70.65	67.4	73.72	25.868	29.782	80	50	0.692
44	79.6	70.58	64.18	72.34	64.041	65.802	80	50	0.702
45	59.7	70.06	59.95	73.62	7.978	9.56	80	50	0.714
46	59.6	69.54	53.61	72.19	8.224	9.063	80	50	0.709

Veri No	Girişler								Çıkış
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	V
47	39.7	69.2	47.63	71.06	25.599	23.838	80	50	0.768
48	39.6	68.92	44.03	69.17	8.189	6.044	80	50	0.752
49	19.8	69.11	38.81	65.43	15.625	20.879	80	50	0.808
50	0	70.84	54.14	61.84	10.401	19.081	70	30	0.973
51	20	70.86	54.1	61.85	9.301	19.018	70	30	0.734
52	40	70.88	54.01	61.85	9.179	18.754	70	30	0.64
53	60	71.16	53.93	61.86	9.47	18.757	70	30	0.562
54	80	71.59	53.88	61.88	9.451	18.625	70	30	0.489
55	110	72.27	53.79	61.89	9.276	18.559	73.3	36.7	0.374
56	120	72.95	83.54	76.09	9.487	32.364	70	30	0.611
57	120	71.69	80.84	75.96	44.734	48.564	70	30	0.636
58	120	71.05	77.68	75.52	83.301	94.739	70	30	0.673
59	120	70.47	75.83	75.59	9.016	31.945	70	30	0.607
60	100	70.68	78.36	76.06	33.564	35.026	70	30	0.671
61	100	70.09	75.96	75.6	62.003	71.011	70	30	0.697
62	100	69.87	72.72	74.68	100.01	109.78	70	30	0.713
63	80	69.23	75.94	76.03	8.998	21.298	70	30	0.704
64	80	69.55	74.82	75.81	44.394	50.501	70	30	0.723
65	80	69.03	71.32	74.73	84.195	92.504	70	30	0.731
66	80	68.41	69.4	75.07	8.902	20.75	70	30	0.694
67	60	68.29	67.37	75.47	25.564	29.752	70	30	0.743
68	60	68.03	64.59	74.05	64.056	70.493	70	30	0.764
69	60	67.99	61.09	72.8	101.35	106.23	70	30	0.774
70	40	67.28	57.76	74.78	8.921	10.324	70	30	0.766
71	40	67.73	54.35	73.83	44.647	45.222	70	30	0.788
72	40	67.48	50.08	71.52	82.551	86.003	70	30	0.803
73	20	66.65	46.89	70.91	8.793	5.039	70	30	0.81
74	20	66.54	43.8	70.76	8.923	5.842	70	30	0.806
75	110	69.39	70.62	75.77	26.294	32.58	75	40	0.632
76	110	69.48	69.53	74.93	64.274	70.559	75	40	0.667
77	110	69.47	66.23	73.68	100.29	111.26	75	40	0.675
78	90	68.96	71.18	75.19	8.737	17.378	75	40	0.681
79	90	69.38	71.2	74.72	43.955	51.666	75	40	0.708
80	90	69.19	68.17	73.39	82.077	92.066	75	40	0.722
81	90	67.94	65.42	73.25	8.624	16.832	75	40	0.665
82	70	68.14	65.45	74.01	25.892	29.965	75	40	0.724
83	70	68.06	62.39	72.85	63.535	68.101	75	40	0.744
84	70	67.91	59.83	72.67	8.467	12.311	75	40	0.702
85	50	67.52	54.92	72.9	25.547	26.794	75	40	0.756
86	50	67.22	52.14	72.08	8.466	9.254	75	40	0.744
87	30	66.73	48.04	71.83	25.516	24.817	75	40	0.795
88	120	71.14	80.13	76.08	8.883	19.018	80	50	0.576
89	120	70.84	77.89	75.25	46.61	55.558	80	50	0.636
90	120	70.31	73.48	73.88	83.877	90	80	50	0.653
91	120	69.74	71.12	74.24	8.546	18.705	80	50	0.569
92	100	69.38	74	75	29.186	32.929	80	50	0.67
93	100	69.5	70.81	74.31	63.465	68.791	80	50	0.684
94	100	68.75	68.69	73.69	8.439	14.683	80	50	0.634

Veri No	Girişler								Çıkış
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	V
95	80	68.3	67.85	73.64	26.418	29.06	80	50	0.705
96	80	68.22	63.62	72.4	61.392	67.127	80	50	0.722
97	60	67.39	62.58	73.83	8.252	9.572	80	50	0.726
98	60	67.65	58.94	72.95	40.673	39.927	80	50	0.746
99	20	66.69	58.14	72.64	8.184	2.909	80	50	0.813
100	20	66.17	52.83	69.48	8.174	3.248	80	50	0.812
101	10	66.52	51.91	60.24	9.575	18.646	70	30	0.853
102	30	66.56	51.86	60.22	9.66	18.145	70	30	0.73
103	50	66.72	51.83	60.2	9.548	18.029	70	30	0.664
104	70	66.92	51.8	60.26	9.222	17.983	70	30	0.611
105	90	67.28	51.76	60.27	9.405	17.83	70	30	0.558
106	110	67.5	51.73	60.28	9.346	17.782	73.3	36.7	0.506
107	120	70.29	83.29	76.34	9.48	31.223	70	30	0.574
108	120	69.09	81.11	76.07	46.487	55.686	70	30	0.617
109	120	67.9	78.25	75.61	83.738	93.968	70	30	0.645
110	120	68.25	76.27	75.88	8.985	31.803	70	30	0.573
111	100	67.28	79.16	76.42	25.853	34.633	70	30	0.644
112	100	66.96	77.38	75.98	62.74	74.362	70	30	0.675
113	100	66.25	74.35	74.91	101.22	109.49	70	30	0.692
114	80	66.09	75.11	76.53	8.966	20.754	70	30	0.675
115	80	65.56	73.88	76.19	46.349	52.035	70	30	0.689
116	80	65.37	71.39	75.19	83.762	90.939	70	30	0.72
117	80	65.16	70.38	75.24	9.289	20.216	70	30	0.671
118	60	64.56	70.44	76.02	24.909	28.886	70	30	0.727
119	60	64.17	66.84	74.95	63.865	67.287	70	30	0.746
120	60	64.1	62.74	73.45	102.34	107.63	70	30	0.757
121	40	63.23	59.61	74.86	9.049	10.784	70	30	0.754
122	40	63.2	56.09	73.89	43.989	46.856	70	30	0.775
123	40	62.66	52.42	72.17	82.477	83.693	70	30	0.788
124	40	62.19	51.55	71.78	8.958	9.159	70	30	0.749
125	20	61.66	46.7	71.84	25.323	25.508	70	30	0.813
126	20	61.34	44.52	70.34	66.338	62.776	70	30	0.825
127	20	61.24	43.28	68.97	103.25	106.01	70	30	0.839
128	110	66.47	78.08	76.31	9.561	21.112	75	40	0.607
129	110	65.47	76.14	75.74	46.036	52.327	75	40	0.648
130	110	64.52	72.29	74.33	82.445	89.513	75	40	0.646
131	110	64.41	71.91	75.08	8.998	19.938	75	40	0.599
132	90	64.38	74.67	76.21	26.746	30.841	75	40	0.668
133	90	63.78	71.7	74.91	64.259	69.292	75	40	0.691
134	90	63.49	68.28	73.94	9.346	15.879	75	40	0.647
135	70	62.85	69.65	75.43	24.98	29.78	75	40	0.708
136	70	62.43	66.42	74.11	63.716	67.088	75	40	0.728
137	70	62.1	61.52	72.2	100.25	108.61	75	40	0.741
138	50	61.67	58.54	74.18	8.83	9.671	75	40	0.734
139	50	61.19	55.3	73.4	45.101	44.111	75	40	0.754
140	50	60.75	53.12	72.68	8.964	9.019	75	40	0.73
141	30	60.22	47.41	71.73	26.006	24.012	75	40	0.787

Veri No	Girişler								Çıkış
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	
142	30	59.67	44.4	70.47	9.373	5.868	75	40	0.771
143	120	63.74	74.38	75.98	9.084	17.757	80	50	0.55
144	120	63.99	72.63	75.37	45.482	51.033	80	50	0.604
145	120	63.81	69.33	75	9.056	17.891	80	50	0.548
146	100	64	73.47	75.66	24.713	30.243	80	50	0.639
147	100	63.41	70.1	74.33	63.835	67.37	80	50	0.66
148	100	63.06	67.43	73.65	9.218	14.25	80	50	0.612
149	80	62.78	69.46	74.46	25.208	29.072	80	50	0.686
150	80	62.56	65.74	73.37	64.761	65.642	80	50	0.706
151	80	62.01	63	72.89	8.867	11.669	80	50	0.664
152	60	61.81	59.49	73.11	25.943	26.897	80	50	0.726
153	60	61.52	55.22	71.43	63.679	64.336	80	50	0.742
154	40	61.08	51.65	72.56	9.053	7.02	80	50	0.754
155	40	61.03	48.4	71.81	46.592	44.156	80	50	0.775
156	20	60.45	46.51	70.84	9.152	3.751	80	50	0.803
157	20	60.42	45.31	69.87	49.133	41.885	80	50	0.822
158	0	62.27	52.13	60.07	9.682	18.686	70	30	0.986
159	20	62	52.05	60.06	9.686	18.246	70	30	0.803
160	40	62.08	51.99	60.09	9.732	18.09	70	30	0.751
161	60	62.27	51.93	60.1	9.062	17.867	70	30	0.707
162	80	62.51	51.91	60.14	9.032	17.606	70	30	0.665
163	100	62.98	51.84	60.13	9.123	17.601	70	33.3	0.618
164	120	63.7	51.79	60.16	9.019	17.839	80	40	0.564
165	120	60.71	77.55	75.35	24.933	38.348	70	30	0.615
166	120	59.98	76.2	75.07	65.414	76.19	70	30	0.63
167	120	59.46	73.31	74.14	101.34	111.16	70	30	0.638
168	90	59.75	75.18	75.4	9.049	20.807	70	30	0.666
169	90	59.41	73.4	74.96	46.255	52.2	70	30	0.693
170	90	58.66	70.84	74.16	82.81	88.277	70	30	0.709
171	90	58.63	69.2	74.22	9.079	19.821	70	30	0.659
172	60	57.63	69.39	74.76	27.268	29.476	70	30	0.734
173	60	57.38	66.22	73.39	63.6	68.372	70	30	0.75
174	60	56.91	62.21	71.95	102.16	104.82	70	30	0.76
175	30	55.87	59.33	72.66	9.261	6.722	70	30	0.785
176	30	55.4	53.96	71.44	42.864	44.368	70	30	0.802
177	110	58.01	65.92	75.3	9.034	19.319	75	40	0.619
178	110	58.33	71.27	74.83	44.331	50.103	75	40	0.638
179	110	58.2	68.45	73.58	78.507	88.136	75	40	0.641
180	80	57.44	69.85	75.21	8.997	13.657	75	40	0.683
181	80	57.51	68.07	74.51	44.363	47.76	75	40	0.708
182	80	56.74	62.41	72.25	80.392	87.954	75	40	0.72
183	50	55.53	60.26	73.44	8.76	8.43	75	40	0.74
184	50	55.56	55.96	72.21	43.031	46.227	75	40	0.755
185	20	54.41	52.31	70.42	8.639	3.617	75	40	0.805
186	20	53.99	49.07	68.83	8.601	3.578	75	40	0.806
187	120	57.91	70.45	75.08	26.235	30.721	80	50	0.595
188	120	58.18	72.64	74.49	8.221	16.733	80	50	0.575

Veri No	Girişler								Çıkış
	I _c	T _c	T _{ai}	T _{ci}	P _{ai}	P _{ci}	U _h	U _a	V
189	80	57.01	72.46	74.01	26.269	26.301	80	50	0.692
190	80	56.59	68.9	73.33	8.345	10.383	80	50	0.673
191	50	54.73	62.07	72.27	26.018	24.807	80	50	0.749
192	10	62.16	55.65	60.5	9.084	17.674	70	30	0.836
193	30	62.14	55.68	60.5	8.88	17.474	70	30	0.764
194	50	62.35	55.81	60.51	9.378	17.187	70	30	0.712
195	70	62.85	55.73	60.5	8.88	16.938	70	30	0.666
196	90	63.25	55.75	60.51	9.506	16.855	70	30	0.623
197	110	63.73	55.75	60.52	9.386	16.804	73.3	36.7	0.576

ÖZGEÇMİŞ

- Doğum Tarihi: 23.05.1980
- Doğum Yeri: Kars
- Lise: 1994-1998 İ.T.O. Anadolu Ticaret Meslek Lisesi
- Lisans: 1998-2003 Yıldız Teknik Üniversitesi Kimya-Metalurji Fak.
Kimya Mühendisliği Bölümü
- Yüksek Lisans: 2003-2006 Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Kimya Müh. Anabilim Dalı
- Çalıştığı Kurum: 2006- Marmara Üniversitesi Mühendislik Fakültesi,
Araştırma Görevlisi