

**GAZ KARIŐIMLARINI QCM SENSÖR DİZİSİ VE
YAPAY SİNİR AĐI KULLANARAK BULUNMASI**

Ferzende TEKÇE

**Dumlupınar Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Lisansüstü YönetmeliĐi Uyarınca
Elektrik-Elektronik Anabilim Dalında
YÜKSEK LİSANS TEZİ
Olarak Hazırlanmıştır.**

Danışman : Yrd. Doç. Dr. Ahmet ÖZMEN

AĐustos-2005

KABUL VE ONAY SAYFASI

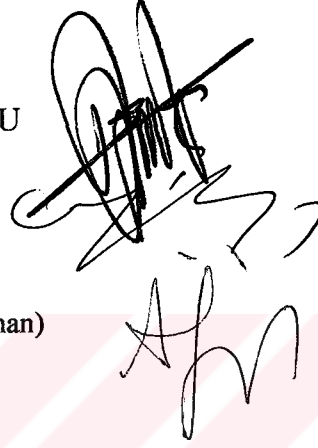
Ferzende Tekçe'in YÜKSEK LİSANS tezi olarak hazırladığı Gaz Karışımlarını QCM Sensör Dizisi ve Yapay Sinir Ağı Kullanarak Bulunması başlıklı bu çalışma, jürimizce lisansüstü yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca değerlendirilerek kabul edilmiştir.

...../...../.....
(Sınav tarihi)

Üye : Yrd. Doç. Dr. Mehmet Ali EBEOĞLU

Üye : Yrd. Doç. Dr. Cengiz YENİKAYA

Üye : Yrd. Doç. Dr. Ahmet ÖZMEN (Danışman)



Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 09/08/05. gün ve ..12.. sayılı kararıyla onaylanmıştır.



Prof. Dr. M. Sabri ÖZYURT
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

GAZ KARIŞIMLARINI QCM SENSÖR DİZİSİ VE YAPAY SİNİR AĞI KULLANARAK BULUNMASI

Ferzende TEKÇE

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Yüksek Lisans Tezi, 2005

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Ahmet ÖZMEN

ÖZET

Özellikle son yıllarda hızlı ve otomatik analiz imkanı sağlayan akıllı proses sistemlerinde büyük gelişmeler kaydedilmiştir. Gerek endüstriyel üretimde gerekse bilimsel çalışmalarda kullanıcıya büyük avantajlar sağlayan bu sistemlerden bir tanesi de elektronik burunlardır. Bu sistemlerin koku ve gaz analizinde kullanılan geleneksel yöntemlere göre avantajı; hızlı, objektif ve daha ucuz analiz imkanı sağlamalarıdır.

Bu tez çalışmasında; TÜBİTAK Marmara Araştırma Merkezi, Malzeme Teknolojileri Enstitüsü'nde Sensör Gurubu'nca geliştirilen sistemden alınmış datalar kullanılmıştır. Bu datalar kullanılarak YSA ile bir gaz karışımının bileşimlerini bulan sistem geliştirilmiştir. YSA'yı gerçeklemek için iki farklı yol izlenilmiştir. Yapay sinir ağı modeli Xilinx Spartan-II Field Programmable Gate Array (FPGA) çip setli Xess Board kullanarak donanımsal olarak gerçekleştirilmiş, fakat gerçekleştirilen donanımsal YSA modeli istenilen performansı sağlamasına rağmen sensör karakteristiklerinden dolayı kullanılmaktan vazgeçilmiştir. Bunun yerine Matlab kullanılarak yazılımsal olarak gerçekleştirilen Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı kullanılmıştır.

Sensör tepkilerine ait dijital datalar düzenlendikten sonra gaz karışımlarındaki gazları tespit etmekte kullanılan 3 katmanlı YSA'nın eğitiminde kullanıldı. Sistem aşağıdaki gaz karışımları kullanılarak test edildi; Etanol-Aseton, Etanol-Trikloretilen, Aseton-Trikloretilen.

Anahtar Kelimeler: YSA, FPGA , QCM, Matlab, NNTOOL, Elektronik Burun, Geri Yayılımlı YSA

FINDING THE COMPOSITION OF GAS MIXTURES BY A QCM SENSOR ARRAY AND AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Ferzende TEKÇE

Electrical and Electronics Engineering MSc. Thesis, 2005

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Ahmet ÖZMEN

SUMMARY

In recent years, automation systems and smart analysis systems have shown very rapid progress. Electronic noses have very important place in these systems; both in industrial plants and scientific researches. Electronic noses are used in smell and gas analysis to detect critical gases that may harm humans, which is quite a new topic in the academia. A lot of researches have currently been done in the area around the world.

In this thesis, the data obtained from the system which was developed by the Sensor Group in the Material Technology Institute of the Marmara Research Center, a branch office of the Scientific & Technological Council of Turkey (TÜBİTAK), have been used. Two different ways have been tested to construct NN. First, it has been constructed in hardware using FPGA (Field Programmable Gate Array) technology. Although the hardware system was provided sufficient performance, we had to quit due to sensor characteristics and find another way to implement NN. Then, a feed-forward back-propagation NN was constructed in software using Matlab.

The digital data obtained from sensor array is preprocessed first, and then some of these data is used to train 3-layer NN. The rest of the data is used to test the system. The system is tested with the following gas mixtures: (1) Ethanol-acetone, (2) Ethanol-trichloroethylene, (3) Acetone-trichloroethylene.

Keywords: YSA, FPGA, QCM, Matlab, NNTOOL, Electronic Nose, Feed-forward Backpropagation

TEŐEKKÜR

Bu alıőmada bana yardımcı olan baőta danıőman hocam Yrd. Do. Dr. Ahmet ÖZMEN; Marmara Araőtırma Merkezi, Malzeme Teknolojileri Enstitüsü'nde Sensör Gurubu, Yrd. Do. Dr. Mehmet Ali EBEOĐLU, Arő. Gör. Kadir VARDAR ve katkılarından dolayı diđer bölüm öğretim elemanlarına ve hiçbir zaman maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen sevgili aileme sonsuz teőekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET.....	iv
SUMMARY	v
TEŞEKKÜR.....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	xii
SİMGELER DİZİNİ.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	4
2.1 YSA'ların Tarihi Gelişimi.....	4
2.2 Geri Yayılımlı YSA'nın Yapısı.....	5
2.3 Geri Yayılımlı YSA'da Kullanılan Transfer Fonksiyonlar.....	7
2.4 Geri Yayılımlı YSA'da Öğrenme.....	9
2.5 Geri Yayılımlı YSA Denklemleri	11
3. DONANIMDA YSA GERÇEKLEME.....	14
3.1 HDL.....	14
3.2 FPGA.....	14
3.3 FPGA ile YSA tasarımı.....	18
3.3.1 Dataların gösterimi.....	18
3.3.2 Çarpma.....	19
3.3.3 Aktivasyon fonksiyonu (Sigmoid).....	19
3.3.4 Nöronun modellenmesi.....	22
4. YAZILIMDA YSA GERÇEKLEME.....	27
4.1 Matlab.....	27
4.2 Matlab'ın kullanım amacı ve yeri.....	27
4.3 Sensör analiz programı.....	28
4.4 NNTOOL (Neural Network Tool)	28
5. KOKU SENSÖRÜ VE SENSÖR DİZİLERİ.....	32

İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>Sayfa</u>
5.1 Metal Oksit Yarıiletkenleri (Metal Oxide Semiconductors) (MeOX) (MeOx).....	32
5.2 Metal Oksit Yarıiletken Alan Etkili Transistörleri (Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistors) (MOSFET).....	32
5.3 Yüzey Akustik Dalga Cihazları (Surface Acoustic Wave Devices) (SAW).....	33
5.4 Polimerler-Kimyasal Dirençler (Conducting Polymers- Chemiresistors).....	33
5.5 Optik Sensörler (Optical Sensors).....	34
5.6 Kuartz Kristal Mikrobalsans Sensörleri (Quartz Crystal Microbalance Devices) (QCM).....	34
6. GAZ KARIŞIMLARINI QCM SENSÖR DİZİSİ VE YAPAY SİNİR AĞI KULLANARAK BULUNMASI.....	35
6.1.TUBİTAK Marmara Araştırma Merkezi'nden alınmış datalar ve özellikleri.....	37
7. SONUÇ.....	55
KAYNAKLAR DİZİNİ.....	60
EKLER	
1. Hardware Implementation of a Neuron-Model	
2. Finding the Composition of Gas Mixtures by a Phthalocyanine Coated QCM Sensor Array and an Artificial Neural Network	

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Sekil</u>	<u>Sayfa</u>
2. 1 Nöronun Temel Yapısı.....	5
2. 2. Tek Katmanlı YSA	6
2. 3 Çok Katmanlı YSA.....	6
2. 4. Log-sigmoid Transfer Fonksiyonu	7
2. 5. Tan-sigmoid Transfer Fonksiyonu.....	7
2. 6. Lineer Transfer Fonksiyonu.....	8
2. 7 Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağı.....	11
3. 1 CPLD ve FPGA mimarisi	15
3. 2 FPGA ile devre tasarımının aşamaları	17
3. 3 Sigmoid fonksiyonun donanımda gerçekleşmesi.....	20
3. 4 Sigmoid fonksiyonunu ve donanımsal yaklaşımı.....	21
3. 5 Yapay Sinir Ağı modelinin şeması	24
3. 6 Kontrol devresinin durum diyagramı.....	25
3. 7 YSA'nın simülasyonuna ait zaman diyagramları	26
4. 1 Sensör analiz programının kullanıcı ara yüzü.....	28
4. 2 NNTOOL	29
4. 3 NNTOOL kullanılarak yapılan YSA'nının görünümü.....	31
6. 1. TUBİTAK-MAM'da kullanılan deney düzeneğinin şematik görünümü	35
6. 2. Etanol sabit tutularak asetonun değiştirilmesi ile farklı oranlarda elde edilen karışımlar.	36
6. 3 Filtrelenmemiş sensör 5'in aseton ve trikloretilen gaz karışımlarına verdiği tepki.	41
6. 4 Filtrelenmemiş sensör 3'ün aseton ve trikloretilen gaz karışımlarına verdiği tepki.	41
6. 5 Filtrelenmiş sensör 5'in aseton ve trikloretilen gaz karışımlarına verdiği tepki.	42
6. 6 Filtrelenmiş sensör 3'ün aseton ve trikloretilen gaz karışımlarına verdiği tepki.	42
6. 7 8 sensörün etanol ve trikloretilen gaz karışımlarına verdikleri tepkilerin 3D grafikleri.....	44

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

<u>Sekil</u>		<u>Sayfa</u>
6.8	8 sensörün aseton ve trikloretilen gaz karışımlarına verdikleri tepkilerin 3D grafikleri.	45
6.9	8 sensörün etanol ve aseton gaz karışımlarına verdikleri tepkilerin 3D grafikleri.	46
6.10.	Data işleme sisteminin blok şeması.....	47



ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Sekil</u>	<u>Sayfa</u>
3. 1 Dataların gösterimi	18
3. 2 Temsil edilen datalar.....	19
3. 3 Tasarlan sigmoid fonksiyonuna ait bellek adresleri ve bu adreslere karşılık atanmış alanlar.....	21
4. 1 NNTOOL kullanılarak yapılabilen YSA çeşitleri	30
6. 1 Aseton ve Trikloretilen gazlarına ait karışım oranları ve dosya isimnleri.....	37
6. 2 Aseton ve Trikloretilen gazları için ölçüm ortam şartları.....	37
6. 3 Aseton ve Trikloretilen gazları için ölçüm özellikleri	37
6. 4 Etanol ve Trikloretilen gazlarına ait karışım oranları ve dosya isimnleri.....	38
6. 5 Etanol ve Trikloretilen gazları için ölçüm ortam şartları.....	38
6. 6 Etanol ve Trikloretilen gazları için ölçüm özellikleri.....	38
6. 7 Aseton ve Etanol gazlarına ait karışım oranları ve dosya isimnleri	39
6. 8 Aseton ve Etanol gazları için ölçüm ortam şartları.....	39
6. 9 Aseton ve Etanol gazları için ölçüm özellikleri.....	39
6. 10 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için çıkış eğitim datası	48
6. 11 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 0 ile 3.3 arasına çekilmiş çıkış eğitim datası.....	48
6. 12 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için çıkış test datası	48
6. 13 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 0 ile 3.3 arasına çekilmiş çıkış test datası	48
6. 14 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için eğitim giriş datası.....	49
6. 15 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 0 ile 1 arasına çekilmiş eğitim giriş datası.....	50
6. 16 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için test giriş datası	50
6. 17 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 0 ile 1 arasına çekilmiş test giriş datası.....	51
6. 18 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için test sonuçları.	51
6. 19 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için hatalar.....	51
6. 20 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 1., 2., 4. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA'nın test sonuçları.	51

ÇİZELGELER DİZİNİ (devam)

<u>Sekil</u>	<u>Sayfa</u>
6. 21 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 1., 2., 4. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA hataları.	52
6. 22 Etanol ve aseton gaz karışımları için test çıkış dataları	52
6. 23 Etanol ve aseton gaz karışımları için test sonuçları.	52
6. 24 Etanol ve aseton gaz karışımları için hatalar.	52
6. 25 Etanol ve aseton gaz karışımları için 1., 2., 5. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA'nın test sonuçları.	53
6. 26 Etanol ve aseton gaz karışımları için 1., 2., 5. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA hataları.	53
6. 27 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için test çıkış dataları	53
6. 28 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için test sonuçları.	53
6. 29 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için hatalar.....	54
6. 30 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için 1., 2., 4. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA'nın test sonuçları.	54
6. 31 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için 1., 2., 4. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA hataları.	54

SİMGELER DİZİNİ

<u>Kısaltmalar</u>	<u>Açıklama</u>
YSA	Yapay Sinir Ağı
FPGA	Field Programmable Gate Array
HDL	Hardware Description Language
QCM	Quartz Crystal MicroBalance Devices



1 GİRİŞ

Günümüz teknolojisindeki gelişmeler, insan duyularının kısmen de olsa modellenebilmesini sağlamıştır. Bu duyular arasında modellenmesi en zor olanı, koklamadır. Burnun üst kısmında küçük bir alanda sıralanan hücrelerde bulunan alıcılar, nefes alındığında koku moleküllerini tespit eder. Ancak, her hücre sadece tek tip alıcıya sahip ve her alıcı yalnızca sınırlı sayıda madde tespit edebilmektedir. Bu nedenle her hücre birkaç koku için uzmanlaşmış durumdadır. Hücreler çok küçük sinir dokusu lifleri üzerinden direkt beynin koku alma kontrolünü yürüten alanına iletilir - olfactory bulb (beynin koku alma merkezi). Ancak, her tip hücre doku içindeki farklı bir alana - veya glomerulusa - bağlanır. Buradan bilgi beynin diğer bölümlerine iletilir ve birkaç farklı koku alma alıcısından gelen bilgiler birleştirilir. Böylelikle kesin, belirgin bir koku biçimlendirilip algılanır. İnsan burnu 10000 farklı kokuya kadar ayırt etme yeteneğine sahiptir[1].

Son yıllarda hızlı ve otomatik analiz imkanı sağlayan akıllı proses sistemlerinde, büyük gelişmeler kaydedilmiştir. Gerek endüstriyel üretimde gerekse bilimsel çalışmalarda kullanıcıya büyük avantajlar sağlayan bu sistemlerden bir tanesi de elektronik burunlardır. Elektronik burun; insan koku alma duyusunu taklit edilerek yapılmış elektronik sistemlerdir. E-burun sistemleri üzerine ilk araştırmalar 1970'li yıllarda İngiltere'de, Warwick Üniversitesi'nde gaz sensörleri üzerine yürütülen çalışmalarla başlamıştır[1]. Daha sonra çeşitli ülkelerde farklı gruplar tarafından geliştirilen e-burunların hemen hepsi, Warwick'te geliştirilen ana sistem üzerine tasarlanmıştır. E-burun terimi ise ilk olarak ancak 1990'lı yılların başında literatüre girmiştir. İlk prototip sistemler 1993'de, ilk ticari sistemler ise 1994'de piyasaya sürülmüştür.

Elektronik burunda kullanılan sensörler, insan burnundaki hücreler gibi belirli maddelere tepki verecek şekilde imal ediliyorlar. Koku, gaz ve uçucu bileşiklerin tespitinde ve tanınmasında kullanılan yaklaşımlardan birisi, her biri belli bir kimyasala tepki verecek şekilde tasarlanmış olan algılayıcılardan bir dizisini oluşturmaktır. Bu tür bir yaklaşımda, algılayıcıların sayısı en az analiz edilecek kimyasalların sayısı kadar olmalıdır. Bu durumda, son derece seçici kimyasal algılayıcıları tasarlamak zor ve pahalı olmaktadır. Aynı zamanda, spesifik algılayıcıların kullanımı ve belirli özelliklerin tespit edilmek istenmesi, pek çok pratik uygulama için sınırlı bir performans sergilemektedir. Alternatif bir yaklaşım, farklı kimyasallar arasındaki farkı ayırt etmek için yüksek seviyeli bilgi işlemeye dayanan ve geniş bir cevap aralığına sahip algılayıcıları kullanmaktır. Amaç, kısmi seçici algılayıcıları bir araya getirerek daha fazla kimyasala tepki veren bir dizi oluşturmaktır. Böylece, daha fazla kimyasalın tespitini yapmak mümkün olacaktır.

Elektronik burun'un en önemli kısmı olan ve her geçen gün geliştirilen yeni ve farklı özelliklerdeki sensörler konunun uygulama alanlarını ve biçimlerini genişletmektedir. Önceleri yaygın kullanım alanları çevre ve gıda teknolojilerinde yoğunlaşmıştır. Ama günümüzde askeri, tıp, kimya vb. sektörlerinde de kullanılmaya başlanmıştır[2]. Kimyadaki gaz oranlarının belirlenmesi ve analiz yöntemlerinden bağımsız ve tamamen kokuları algılayabilen sensörler, gaz analiz yöntemleri için tamamlayıcı bir unsurdur. Bilindiği gibi koku ve aromalar algılanabilme açısından oldukça karmaşık bir yapıda olduklarından, gaz analiz yöntemlerine ilaveten böyle bir değerlendirme yöntemi önemli bir avantaj sağlayacaktır. Elektronik burun'un en önemli özelliği; kokuyu insan burnundaki hassasiyet derecesinde daha iyi algılayıp ayrıştırılabilmesi ve sonucu objektif olarak sunmasıdır. Bilindiği gibi tuzlu, tatlı ve birkaç tat dışındaki lezzetler aynı zamanda koklanarak algılanabilmektedir. Bu özellik, gıdalardaki uçucu veya yarı uçucu kimyasalların varlığından kaynaklanmaktadır. Bu kimyasalların analizinde, gaz oranlarının belirlenmesi, benzeri yöntemler kullanılması ve bir sonuca ulaşılması oldukça uzun bir işlem gerektirdiğinden, pratik bir yöntem değildir. Gaz kromatografisinden farklı olarak elektronik burun uçucu kimyasalları alıp ayrıştırmak yerine, kullandığı bir dizi sensörü kullanarak birbirinden çok az farklı bir grup sinyal üretir. Bu özellik insan burnunun çalışmasına benzemektedir. Elektronik burunda kokuyu algılayan kimyasal sensörler, kokuyu analiz eden (tanıyan) kısımda YSA'dır.

E-burun kullanılarak solunum ve sindirim sistemlerindeki kokulardan hastalık tespiti yapan makinelerin sistemler için bir çok üniversite ve kuruluş yoğun araştırmalar yapıyor. Bu yöntemle, solunum yolunda oluşan kanser vakalarında tümörlerin çıkarmış olduğu kokudan yararlanarak, hastalık oluşum evresinde tespit edilebilir. Kanser vakalarında erken teşhis hayat kurtarıcı olduğundan, elektronik burunun bu alanda ki kullanımın yaygınlaşması bir çok insanın hayatını kurtaracaktır.

Kimyasal, nükleer veya ikisinin karışımı olan, insan sağlığı ve diğer canlılara zarar veren tehlikeli atıklara (hazardous wastes) ait kokuların ve kokunun yayıldığı zaman canlılara vereceği zararın önceden bilinmesi gerekir. Nükleer veya kimyasal bomba atıldığında bunun yayılma etkisinin canlılara ulaşmadan vereceği zarara yönelik savunma yapılması amacıyla bu bilginin işleneceği ortama çok hızlı bir biçimde tanınıp aktarılmalıdır. Bu tür sistemlerde, gazın algılanması için elektronik burunun kullanılıyor.

Bu tez çalışmasında; sensör dizilerinden gelen sinyalleri YSA kullanarak ortamdaki gazları tanıyan ve gaz oranlarını bulan yazılım geliştirildi. Bu yazılımda kullanılan YSA'yu gerçeklemek için iki farklı yöntem denendi:

1-YSA'yı FPGA (Field Programmable Gate Array) kullanarak donanımsal gerekleme.

2-YSA'yı PC kullanarak yazılımsal olarak gereklemek.

Öncelikle, sistem donanımsal olarak FPGA (Field Programmable Gate Array) kullanılarak gereklenmeye alışıldı. Hedeflenen; elde taşınabilir hızlı ve yer kaplamayan koku algılama sistemi yapmaktı. Fakat, sensörlerin ortam şartlarından çok etkilenmesi (yoğunluk,sıcaklık,nem,basın), sensör tepkilerinin yavaş olması, bilgisayar teknolojisindeki gelişme ve boyutlarının küçülmesinden dolayı sistemin yazılımsal olarak gereklenmesinin, daha uygun olacağına karar verildi. Bu alışma içinde FPGA kullanılarak gereklenen bir nöronun, tasarım aşamalarına da yer verildi.



2. YAPAY SİNİR AĞLARI

İnsan beyni nöron adı verilen sinir hücreleri ve bunlar arasındaki bağlantılardan oluşan karmaşık bir sistemdir. İnsan beyinde yaklaşık 100 milyar nöron ve nöron başına düşen bağlantı sayısının da ortalama birkaç bin olduğu düşünülürse, insan beyni karmaşık bir ağa benzetilebilir. Nöronlar bu bağlantılar sayesinde birbirleriyle iletişim kurarlar.

Yapay sinir ağ (YSA) algoritmaları insan sinir sistemi mimarisinden esinlenerek geliştirilmiştir. Ancak, beynin çalışma sistemiyle ilgili bilgilerin kısıtlı olması ve bu tür çalışmalara yol gösterememesi araştırmacıları mevcut biyolojik bilgilerden farklılaşarak bazı yararlı fonksiyonlar bulmaya itmiştir. Günümüzde çok sayıda YSA modelleri geliştirilmiştir. Bu modellerin geliştirilmesinde biyolojik sinir sistemlerinin prensiplerinden ve mühendislik biliminin imkanlarından faydalanılmıştır.

YSA'lar doğrusal olmayan sistemlerin kontrolünde ve modellenmesinde büyük kolaylıklar sağlamaktadırlar. Son yıllarda başta mühendislik olmak üzere pek çok bilim dalında karmaşık problemlere çözümler üretmeleri YSA'lara olan ilgiyi arttırmıştır. Çeşitli meslek gruplarında çalışma yapanlar YSA'ları kendi uzmanlık alanlarına taşıyarak, bu alanda kullanacakları uygulamaları ve yöntemleri arar hale gelmişlerdir. Bu ilgi teorik ve uygulama alanlarındaki başarılarla daha da pekişmiştir.

2.1 YSA'ların Tarihi Gelişimi

İnsan beyni üzerindeki uzun süreli çalışmalar sonucu, sinir sistemi ve fonksiyonları hakkında oldukça önemli bilgiler elde edilmiştir. Nöronların fonksiyonlarının ve birbirleriyle olan bağlantılarının daha iyi anlaşılması, araştırmacıların teorilerini test etmek amacıyla bazı matematiksel modeller geliştirmelerine olanak sağlamıştır.

İlk defa 1940'larda Mc Cullah ve Pitts tarafından ilk biyolojik sinir modeli ortaya konulmuştur. 1949'da Hebb tarafından yazılan "Organization Behavior" isimli kitapta hücresel seviyede öğrenme mekanizmaları anlatılmıştır. Hebb, bu kitapta YSA öğrenme algoritmaları için başlangıç noktası sayılan bir öğrenme kanunu ileri sürmüştür. Bugün üzerine bazı eklemeler yapılmış olan bu model, o dönemin bilim adamlarına, bir nöron ağın öğrenme işini nasıl gerçekleştirdiği konusunda önemli fikirler vermiştir. 1950'de Dosenblait basit bir nöron modeline dayanarak perceptron modelini ve öğrenme kuralını geliştirmiştir.

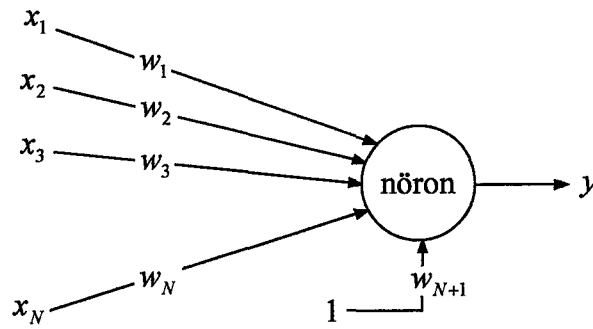
Minsky ve Papert 1969'da yazdıkları bir kitapta o güne kadar kullanımda olan ağların teorik olarak bir çok basit problemi çözemediklerini ispatlamış ve onların vardığı sonuçlara kimse karşı çıkamamıştır. Cesareti kırılan bazı araştırmacılar başka alanlara kaymışlar. Bu tür çalışmalara uygulanan teşvik destekleri çekilmiş ve YSA konusundaki çalışmalar uzun bir süre duraklama dönemine girmiştir.

1976'da Grosber tarafından adaptif rezonans teorisi geliştirilmiştir. 1982'da Hopfield tarafından Hopfield ağı geliştirilmiştir. 1984'de Kohonen eğiticişiz öğrenen ve "Self Organizing Maps" ismini verdiği özel bir ağ geliştirmiştir. 1986'da Rumelhard "Parallel Distributed Processing" grubuyla ileri beslemeli modellerde yeni bir öğrenme modeli oluşturarak hatanın geriye yayılması anlamına gelen "Back Propagation" algoritmasını geliştirmiştir. Son yıllarda, teori uygulamaya dönüştürülmüş ve teknolojinin ticari kısmıyla ilgilenen şirketler ortaya çıkmaya başlamıştır.

Geri yayımlı ağ modelinin en çok kullanılan ağ modeli olması ve adaptif kontrolde çok geniş uygulama alanı bulması nedeniyle bundan sonraki kısımlarında geri yayımlı ağ modeli anlatılacaktır.

2.2 Geri Yayılımlı YSA'nın Yapısı

YSA'lar birbirleriyle aynı özelliklere sahip nöron adı verilen çok basit işlem elemanlarından oluşurlar. Bir nöronun temel yapısı Şekil 2.1.'de görüldüğü gibidir.



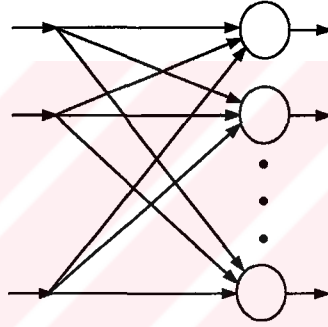
Şekil 2.1 Nöronun Temel Yapısı

$X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_N, 1]$ dizisi giriş değerlerini, $W = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_N, w_{N+1}]$ dizisi ise ağırlık değerlerini gösterir. y çıkış fonksiyonu olup denklemi aşağıda verilmiştir.

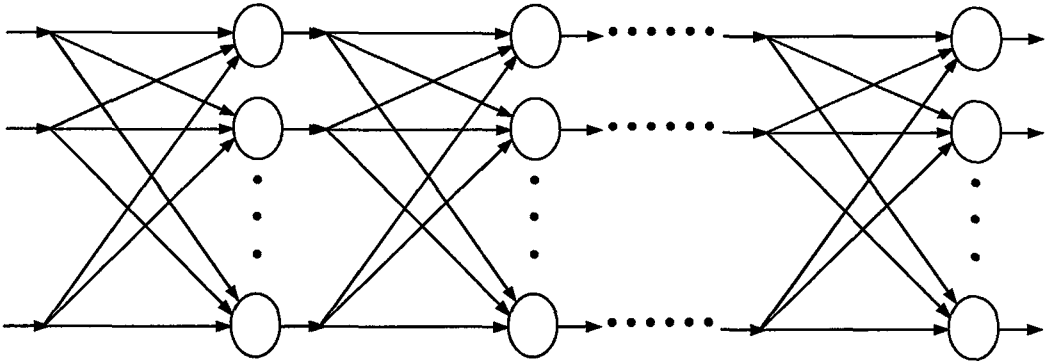
$$y = f(\text{Net}) = f(WX) = f(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots + w_Nx_N + w_{N+1})$$

Bir grup nöronun paralel olarak bir araya gelmesi katmanı oluşturur. İki veya daha fazla katmanın peş peşe bağlanması çok katmanlı ağı oluşturur. İlk katman dışarıdan bilgi aldığı için ilk katmanın giriş kısmı fazladan bir katman varmış gibi giriş katmanı olarak düşünülebilir. Giriş katmanı bilgi işlemez sadece dışarıdan bilgi alır. Son katman dışarıya bilgi aktardığından çıkış katmanı olarak isimlendirilir. Varsa diğer katmanlara ara katmanlar adı verilir.

Tek katmanlı bir ağ Şekil 2.2.'de, çok katmanlı bir ağ Şekil 2.3.'de görülmektedir. Pratikte genel olarak iki katmanlı ağlar (giriş kısmı da katmandan sayılırsa üç katmanlı ağlar) kullanılır.



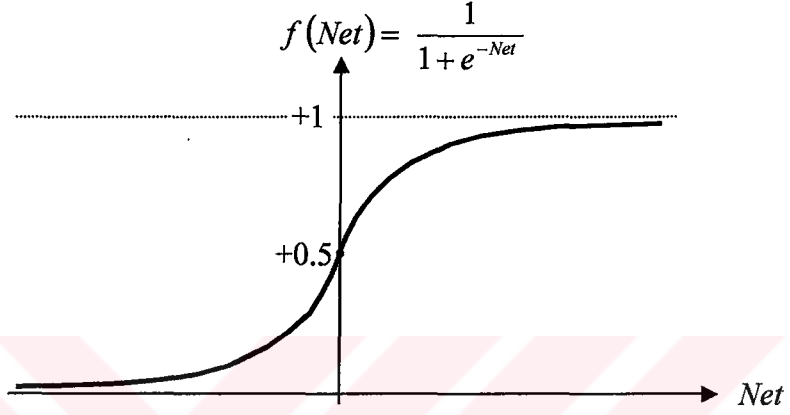
Şekil 2. 2. Tek Katmanlı YSA



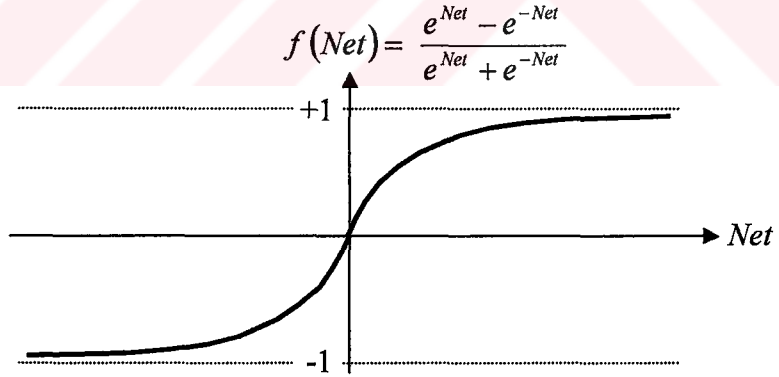
Şekil 2. 3 Çok Katmanlı YSA

2.3 Geri Yayımlı YSA'da Kullanılan Transfer Fonksiyonlar

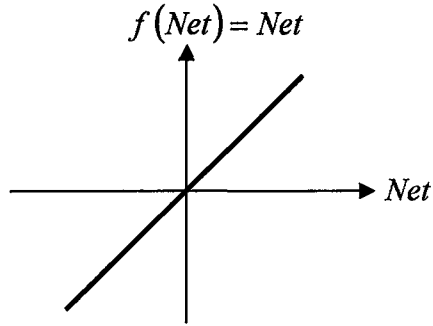
Pek çok transfer fonksiyonu mevcuttur. Transfer fonksiyonunun seçimi önemlidir. YSA algoritması seçilen transfer fonksiyonuna göre tasarlanır. En yaygın olarak kullanılanları log-sigmoid, tan-sigmoid ve lineer transfer fonksiyonları olup grafikleri aşağıda verilmiştir.



Şekil 2. 4. Log-sigmoid Transfer Fonksiyonu



Şekil 2. 5. Tan-sigmoid Transfer Fonksiyonu



Şekil 2. 6. Lineer Transfer Fonksiyonu

Log-sigmoid transfer fonksiyonu,

$$f(Net) = \frac{1}{1 + e^{-Net}} \text{ olup birinci ve ikinci dereceden türevleri}$$

$$f'(Net) = f(Net)(1 - f(Net))$$

$$f''(Net) = f(Net)(1 - f(Net))(1 - 2f(Net))$$

Tan-sigmoid transfer fonksiyonu,

$$f(Net) = \frac{e^{Net} - e^{-Net}}{e^{Net} + e^{-Net}} \text{ olup birinci ve ikinci dereceden türevleri}$$

$$f'(Net) = 1 - f^2(Net)$$

$$f''(Net) = -2f(Net)(1 - f^2(Net))$$

Lineer transfer fonksiyonu,

$$f(Net) = Net \text{ olup birinci ve ikinci dereceden türevleri}$$

$$f'(Net) = 1$$

$$f''(Net) = 0$$

Yapay sinir ağında kullanılan transfer fonksiyon log-sigmoid ise bütün veriler 0 ile 1 arasında dağıtılır. Bu işlem ve geri dönüşüm için aşağıdaki denklemler kullanılır.

$$v_n = \frac{v - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}}$$

$$v = v_{\min} + (v_{\max} - v_{\min})v_n$$

Eğer verilerin 0 ile 1 arasına değil de $0 < a < b < 1$ olmak üzere a ile b arasına dağıtılması istenirse, dağıtma ve geri dönüşüm için aşağıdaki iki denklem kullanılır.

$$v_n = a + (b - a) \left(\frac{v - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}} \right)$$

$$v = v_{\min} + (v_{\max} - v_{\min}) \left(\frac{v_n - a}{b - a} \right)$$

Kullanılan transfer fonksiyon tan-sigmoid ise bütün veriler -1 ile +1 arasında dağıtılır. Bu işlem ve geri dönüşüm için aşağıdaki denklemler kullanılır.

$$v_n = \frac{2v - v_{\min} - v_{\max}}{v_{\max} - v_{\min}}$$

$$v = (v_{\min} + v_{\max} + (v_{\max} - v_{\min}) \cdot v_n) / 2$$

Kullanılan transfer fonksiyon lineer ise bütün giriş ve çıkış değerleri aynı tan-sigmoid'te olduğu gibi -1 ile +1 arasına dağıtılacak şekilde ayarlanır.

2.4 Geri Yayılımlı YSA'da Öğrenme

YSA'lar belirli bir probleme göre programlanmadıkları halde o problemi çözmeyi öğrenebilirler. YSA için öğrenme giriş vektörleri ile karşılık gelen çıkış vektörleri arasında bir çeşit bağlantı kurmak diye tanımlanabilir. Öğrenme ağırlık değerlerindeki uygun değişmeler ile sağlanır. Uygun bir şekilde eğitilen ağ, daha sonra kendisine sunulan ve eğitim setinde bulunmayan verilere de uygun cevaplar verecektir. YSA'lar bu özelliklerinden dolayı çok değişkenli sistemlere kolaylıkla uygulanabilmektedirler.

Eğitme aşaması hem ilerleme hem de geri yayılma safhalarını içerirken, kullanma aşaması sadece ilerleme safhasını içerir. Ayrıca eğitme aşamasında hata minimize olana kadar bu iki safha devamlı tekrarlanır. Bu yüzden eğitme aşaması kullanma aşamasına göre oldukça yavaştır. Eğitme aşamasında kullanılan geri yayılma algoritmasının özü, ilerleme sonucu ortaya

çıkan hatayı geriye doğru yansıtarak ağırlıkları daha doğru sonuçlar verecek şekilde düzeltmektir. Buna genelleştirilmiş delta kuralı denir ve aşağıdaki adımlardan oluşur.

1. Eğitim kümesinden bir sonraki eğitim çiftini seç (Giriş vektörü ve karşılık gelen çıkış vektörü).
2. Giriş vektörünü ağırlıklarına uygula ve ağ çıkışlarını hesapla.
3. Ağ çıkışları ile çıkış vektörü (hedef vektör) arasındaki hatayı hesapla.
4. Hatayı küçültecek şekilde ağırlıkların ayarla.
5. Hata istenen seviyeye ulaşana kadar yukarıdaki işlemleri tekrarla.

Kullanma aşamasında ağırlıklar verilen girişlere karşılık gelecek çıkışları bulmak için kullanılır. Zaten bu aşamada gerçek sonuçlar bilinmediğinden hatanın hesaplanıp geri yansıtılması mümkün değildir.

Eğitimde kullanılan veriler ne kadar çok, çeşitli ve sağlam olursa öğrenme o kadar etkin olur. Fakat bütün veriler eğitim için kullanılmamalı, bazıları test etmek için saklanmalıdır. Eğer hiç eğitilmemiş verilerle de doğru sonuçlar veriyorsa ağ veriler arasındaki bağlantıları doğru kurmuş ve kullanılmaya hazır demektir. Eğer büyük hatalar oluşuyorsa ağı daha çok veya daha iyi veriler ile tekrar eğitmek gerekecektir. Ayrıca ağda kullanılan nöron sayısını değiştirmek de işe yarayabilir.

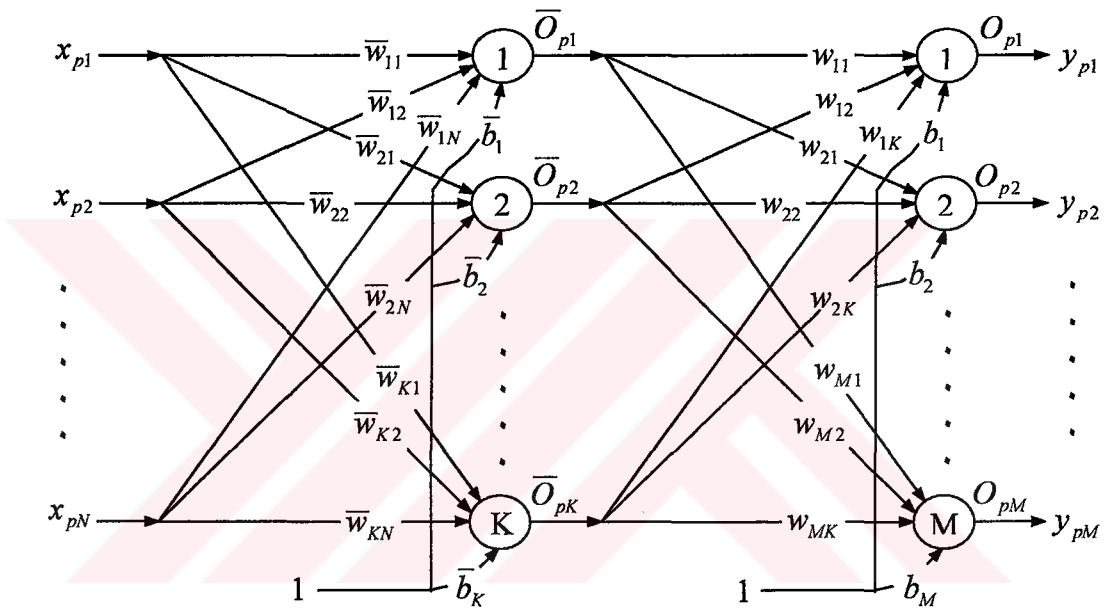
Öğrenme hızı ağı büyüklüğüne ve vektör sayısına bağlı olmakla beraber eğitimi hızlandıracak bazı eğitim parametrelerinden de yararlanılmaktadır. Bunlar; Eğitim oran (η), Momentum (α) ve Bias (b) parametreleridir. η ve α parametreleri 0 ile 1 arasında uygun değerlerde seçilmelidirler. Örneğin $\eta = 0.4$, $\alpha = 0.6$ gibi. Bu seçim kullanılan verilere ve transfer fonksiyonuna göre değişebilir. Deneme yanılma ile uygun değerler seçilebilir. Bu parametreler çok küçük seçilirse eğitim yavaşlar, büyük seçilirse de eğitim gerçekleşmeyebilir. Bias parametreleri ise her bir nörona fazladan bir ağırlık eklemek şeklinde olup eğitimi oldukça hızlandırır.

Eğitim işlemi yapılırken ağ, yerel veya genel olup olmadığı bilinmeyen bir en küçük değere ulaşır. Eğer hata değeri yerel en küçük değere ulaşmışsa, bir süre sonra ağı çıkışındaki hata istenmeyen şekilde yükselebilir. Bu problem genellikle fazla bir zorluğa sebep olmaz. Eğer ağ istenilen bir çözüme ulaşmadan durursa, ara birimlerde veya eğitim parametrelerinde değişiklik yapılarak veya başlangıç ağırlık değerleri farklı bir değer aralığında seçilmesi ile

problem çözülür. Bir ağ istenilen bir çözüme ulaştığında, bu çözümün genel en küçük hata değeri olduğu tam olarak söylenemez, fakat önemlidi değildir.

2.5 Geri Yayımlı YSA Denklemleri

Katman sayısının fazla olması iyi olmakla beraber hesapsal yükü üssel bir biçimde arttıracığından pratikte genel olarak üç katmanlı ağlar kullanılır. Üç katmanlı bir ağın genel yapısı Şekil 7'de gösterilmiştir.



Şekil 2. 7 Üç Katmanlı Yapay Sinir Ağı

Giriş katmanı veri işlemez. Dışarıdan aldığı verileri ara katmana iletir. Ara katman çıkışları

$$\bar{O}_{pk} = f(\bar{b}_k + \sum_{n=1}^N \bar{w}_{kn} x_{pn}), \quad p = 1, \dots, P, \quad k = 1, \dots, K$$

Çıkış katmanı ara katman çıkışlarını kullanır. Çıkış katmanı çıkışları

$$O_{pm} = f(b_m + \sum_{k=1}^K w_{mk} \bar{O}_{pk}), \quad p = 1, \dots, P, \quad m = 1, \dots, M$$

Herhangi bir veri için hata

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M (y_{pm} - O_{pm})^2$$

Bütün verileri kapsayan toplam hata

$$E = \sum_{p=1}^P E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M (y_{pm} - O_{pm})^2$$

Ağırlık düzeltme miktarları

$$\begin{aligned} \Delta w_{mk}(t+1) &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{mk}} + \alpha \Delta w_{mk}(t) \\ &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial O_{pm}} \frac{\partial O_{pm}}{\partial w_{mk}} + \alpha \Delta w_{mk}(t) = \eta \delta_{pm} \bar{O}_{pk} + \alpha \Delta w_{mk}(t) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta b_m(t+1) &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial b_m} + \alpha \Delta b_m(t) \\ &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial O_{pm}} \frac{\partial O_{pm}}{\partial b_m} + \alpha \Delta b_m(t) = \eta \delta_{pm} + \alpha \Delta b_m(t) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta \bar{w}_{kn}(t+1) &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial \bar{w}_{kn}} + \alpha \Delta \bar{w}_{kn}(t) \\ &= -\eta \sum_{m=1}^M \frac{\partial E_p}{\partial O_{pm}} \frac{\partial O_{pm}}{\partial \bar{O}_{pk}} \frac{\partial \bar{O}_{pk}}{\partial \bar{w}_{kn}} + \alpha \Delta \bar{w}_{kn}(t) = \eta \bar{\delta}_{pk} x_{pm} + \alpha \Delta \bar{w}_{kn}(t) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta \bar{b}_k(t+1) &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial \bar{b}_k} + \alpha \Delta \bar{b}_k(t) \\ &= -\eta \sum_{m=1}^M \frac{\partial E_p}{\partial O_{pm}} \frac{\partial O_{pm}}{\partial \bar{O}_{pk}} \frac{\partial \bar{O}_{pk}}{\partial \bar{b}_k} + \alpha \Delta \bar{b}_k(t) = \eta \bar{\delta}_{pk} + \alpha \Delta \bar{b}_k(t) \end{aligned}$$

Düzeltilme miktarlarının ağırlıklara ilavesi

$$w_{mk}(t+1) = w_{mk}(t) + \Delta w_{mk}(t+1)$$

$$b_m(t+1) = b_m(t) + \Delta b_m(t+1)$$

$$\bar{w}_{kn}(t+1) = \bar{w}_{kn}(t) + \Delta \bar{w}_{kn}(t+1)$$

$$\bar{b}_k(t+1) = \bar{b}_k(t) + \Delta \bar{b}_k(t+1)$$

Ara ve çıkış katmanında log-sigmoid transfer fonksiyonu kullanılırsa

$$\delta_{pm} = O_{pm} (1 - O_{pm}) (y_{pm} - O_{pm})$$

$$\bar{\delta}_{pk} = \bar{O}_{pk} (1 - \bar{O}_{pk}) \sum_{m=1}^M \delta_{pm} w_{mk}(t)$$

Ara ve çıkış katmanında tan-sigmoid transfer fonksiyonu kullanılırsa

$$\delta_{pm} = (1 - O_{pm}^2) (y_{pm} - O_{pm})$$

$$\bar{\delta}_{pk} = (1 - \bar{O}_{pk}^2) \sum_{m=1}^M \delta_{pm} w_{mk}(t)$$

Ara katmanda tan-sigmoid çıkış katmanında lineer transfer fonksiyonu kullanılırsa

$$\delta_{pm} = y_{pm} - O_{pm}$$

$$\bar{\delta}_{pk} = (1 - \bar{O}_{pk}^2) \sum_{m=1}^M \delta_{pm} w_{mk}(t)$$

elde edilir.

3. DONANIMDA YSA GERÇEKLEME

Bir YSA modeli; yazılımsal veya donanımsal olarak gerçekleştirilebilir. Donanımsal gerçekleştirmeyle karşılaştırıldığında yazılımsal gerçekleştirme; hem basit hem ucuzdur ve düşük performans gerektiren yapay sinir ağı sistemleri genellikle yazılımsal olarak gerçekleştirilir. İşlemci performansları hızla gelişiyor, örneğin Intel Pentium serisinde sürekli bir gelişme var fakat gelinen son nokta yüksek performanslı YSA'lar için halen yetersiz. Sıralı işlemler için hızlı olsalar bile, gerçek zamanlı çalışan yüksek sayıda nöron ve sinaps içeren YSA'lar için yetersizler. Bu yüzden, yüksek hız gerektiren YSA'lar donanımsal olarak gerçekleştiriliyorlar.

Başka bir sebepten, taşınabilir makinelerde ergonomik olmaları için PC yerine daha hafif olan özelleşmiş tasarımların kullanılması. Örneğin, koku sensörü patlayıcı gazları algılamak için kullanılıyor. Bundan dolayı, gerçek zamanlı ölçüm yapabilen ve taşınabilir küçük boyutlara sahip olacak şekilde tasarlanması gerekiyor. Bu kısıtlamalar bizi tasarımda kullanılacak yapay sinir ağlarını tasarlamak için, donanımı seçmemizde etkili oldu.

3.1 HDL

Orta ölçekli bir dijital devrede, 30bin-100bin arası lojik kapı bulunur. Bunların tamamen insan emeği ile tasarlanması neredeyse imkansızdır, çok uzun zaman alır ve hata yapmaya çok açıktır. Bu yüzden, HDL (hardware description language - donanım tanımlama dili) denilen diller geliştirilmiştir. HDL sayesinde tasarımcı, tasarımını kod yazarak gerçekleştirir ve bilgisayar yazılımı bu kodu sentezleyerek, transistör seviyesinde devreyi üretebilir. Verilog ve VHDL en çok bilinen HDL'lerdir.

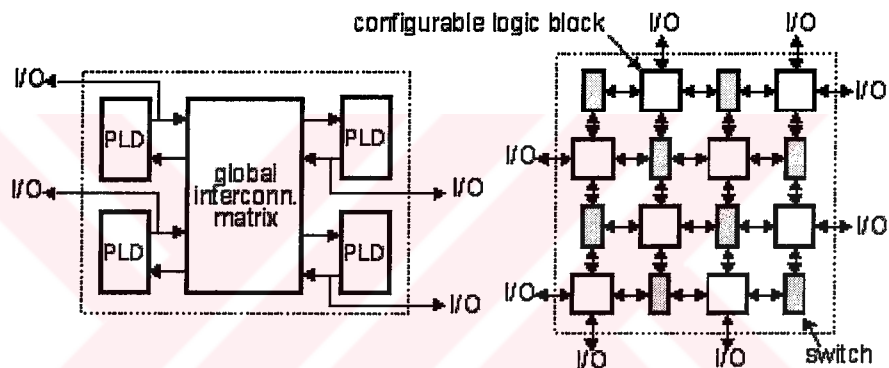
HDL ile tasarım üst düzey register transferleri ile (RTL : register transfer level) veya kapı seviyesinde (gate level) yapılabilir. HDL'de devrenin her bloğu, bir "modül" olarak adlandırılıp, bu modüller gerektiğinde başka devrelerin alt devreleri olarak tekrar kullanılabilirler.

3.2 FPGA

Devre tasarımı kadar layout tasarımı da artık insan emeğini aşmış durumdadır. Aynı zamanda, birkaç bin adet üretim/satış bile chip tasarımı ve üretim hazırlığı maliyetlerini karşılayamayabilir. Çoğu durumda, daha önceden seri olarak üretilmiş, programlanabilir chip'ler kullanmak, ASIC üretmekten veya ürettirmekten çok daha uygun olmaktadır.

Programlanabilir chip'lerin en bilinen örneği mikro işlemcilerdir. Mikro işlemciler, kendi komut setinde yazılmış komutlar dizisini yani programı, adım adım işleterek işlev görürler.

Ama paralel olarak yürütmesi gereken, yazılımla gerçekleştirilmesi uygun olmayan uygulamalar için programlanabilir kapı dizileri (PGA : programmable gate array) kullanılabilir. PGA'ler, içerisinde belirli bir tip kapıdan çok sayıda bir matris şeklinde bulunduran ve bu matris içindeki belirli bağlantılar yakılarak istenilen devrenin elde edilmesini sağlayan devrelerdir. Yine de çok karmaşık işlemler için ve özellikle de gerçekleştirdiği fonksiyon zamanla değiştirilmesi gerektiğinde PGA'ler yeterli değildir. Bu gibi yerlerde CPLD (complex programmable logic device) ve FPGA (field programmable gate array) kullanılabilir. Bu iki tip entegre devreler birbirine çok benzemekle birlikte, devre mimarisi ve konfigürasyon şekli ile birbirlerinden ayrılırlar.



Şekil 3.1 CPLD ve FPGA mimarisi

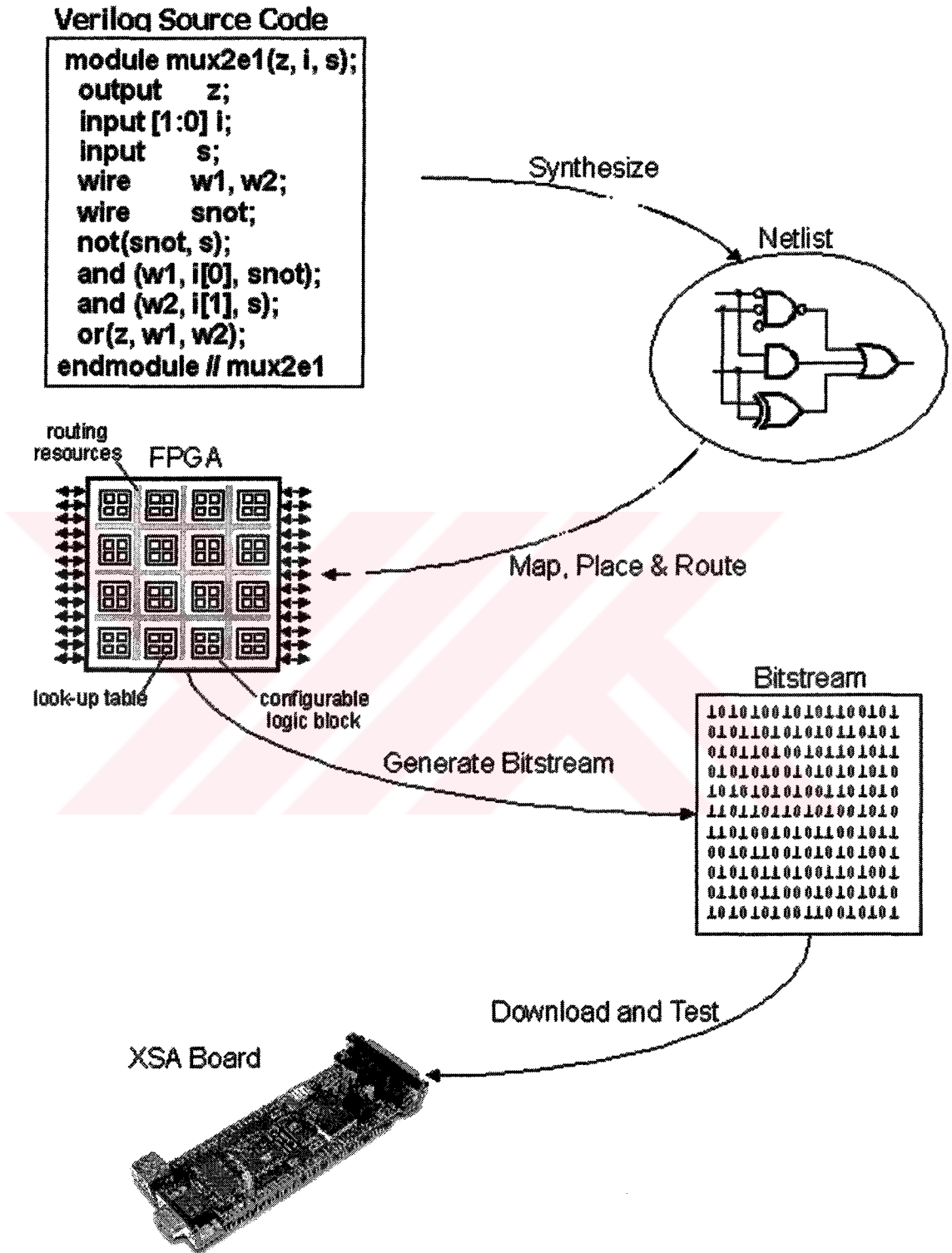
Bir FPGA, birkaç bin ile birkaç milyon arasında kapı içerebilir. Bu kapılar logic cell'ler, flip-flop'lar ve multiplexer'lar olarak gruplanmıştır ve bloklar arasında bir bağlantı yoktur. Ancak, chip çalışmaya başladığı anda konfigürasyon amaçlı kullanılan birkaç pini ile dışarıdan tasarım bilgisini alır. Tasarım yazılımı ile üretilen konfigürasyon dosyası, bir ROM'a yüklenir. FPGA bu tasarım dosyasındaki tasarımı yükler ve kendisine verilen fonksiyonu gerçekleştirmeye başlar. Besleme kesildiğinde FPGA tekrar fabrika çıkışı haline döner. Konfigürasyon bilgisi doğrudan FPGA'e bağlı bir ROM'dan alınabileceği gibi bazı uygulamalarda, aynı devre üzerindeki ROM kullanan başka bir chip'ten (DSP, microcontroller vs.) de alınabilir. Hatta PC tabanlı bazı uygulamalarda, FPGA, bağlı olduğu PC'den her açılışta konfigürasyonunu alır.

Günümüzde en önde gelen FPGA ve CPLD üreticileri Xilinx, Altera, Lattice, Actel ve Cypress gibi firmalardır. Xilinx, lider sayılabilecek bir firmadır. FPGA, CPLD, Configuration PROM'ları, çeşitli IP core'ler üretmektedir. Xilinx CoolRunner ailesi CPLD'leri düşük güç

tüketimi ile iddialıdır. CoolRunner'lar 3.3V cihazlardır, giriş çıkışları 5V'u da tolere edebilir. 750-12000 arasında kapı, 36-260 arasında I/O portu içerirler.

Xilinx Spartan ailesi FPGA'leri Spartan-II, Spartan-III gibi alt gruplara sahiptir. Çalışma gerilimi, kapı sayısı, I/O sayısı açısından farklı çok fazla ürüne sahip bir ailedir. Xilinx Virtex ailesi ise 8 milyondan fazla kapıya sahip modelleri ile, geniş ölçekli uygulamalara yöneliktir. Kapı sayısı ve hız arttıkça FPGA'lerin fiyatları da artmaktadır ve Virtex ailesinde oldukça pahalı modeller vardır.





Şekil 3.2 FPGA ile devre tasarımının aşamaları

3.3 FPGA ile YSA tasarımı

Bu çalışmada, bir yapay sinir ağı modeli Xilinx Spartan-II Field Programmable Gate Array (FPGA) çip setli Xess Board kullanarak gerçekleştirildi. Xilinx firmasına ait yazılımlar kullanılarak tasarımlar hazırlandı. YSA modeli; dört girişli tek çıkışlı ve her bir işlemi 8 bit çözünürlükle yapabilecek şekilde tasarlandı. YSA'nın ağırlık değerleri, bilgisayarda hesaplandı ve FPGA'da çarpma işleri için kullanılan 8 bitlik saklayıcılara yüklenildi. Tasarlanmış olduğumuz bu temel YSA modeli kullanılarak, senkronize çalışan karmaşık donanımsal YSA'lar yapılabilir.

3.3.1 Dataların gösterimi

Bu tasarımın giriş, çıkış ve ağırlık derlerinde doğal ikilik formatta sayılar kullanıldı. Bu çalışmada, doğal sayıların ikilik formata dönüştürülmesinde -8 ile 8 arasında değişen kodlama teknolojisi kullanıldı[4]. Bu kodlamada, basitçe dijital sayılar kullanılarak datalar temsil eder. Tablo3.1'de bu kodlanma kullanılarak sayıların dijital olarak temsil edilmesi gösterilmiştir.

Tablo 3. 1 Dataları gösterimi

Sayı	Dijital karşılığı
0.5	1000 0000
0.25	0100 0000
0.125	0010 0000
0.0625	0001 0000
0.03125	0000 1000
0.015625	0000 0100
0.0078125	0000 0010
0.00390625	0000 0001
0	0000 0000

Tablo 3.2'de, bazı sayılar için bu kodlama sisteminden dolayı oluşan hataları görebilirsiniz. Bu kodlamayla sayılar dijitale çeviriliğinde, sayılarda çok küçük bir kayıp oluşuyor. Bu kodlamanın kullanıldığı YSA sistemlerinde, oluşan bu kaybın sistemin cevabında neden olduğu hata ihmal edilebilir kadar küçük[5].

Tablo 3. 2 Temsil edilen datalar

Sayı	Sayının dijital gösterimi	Dijital sayıdan geri elde edilen sayı
0.28534547	0100 1001	0.28515625
0.54120351	1000 1010	0.53906250
0.81504492	1101 0000	0.81250000

3.3.2 Çarpma

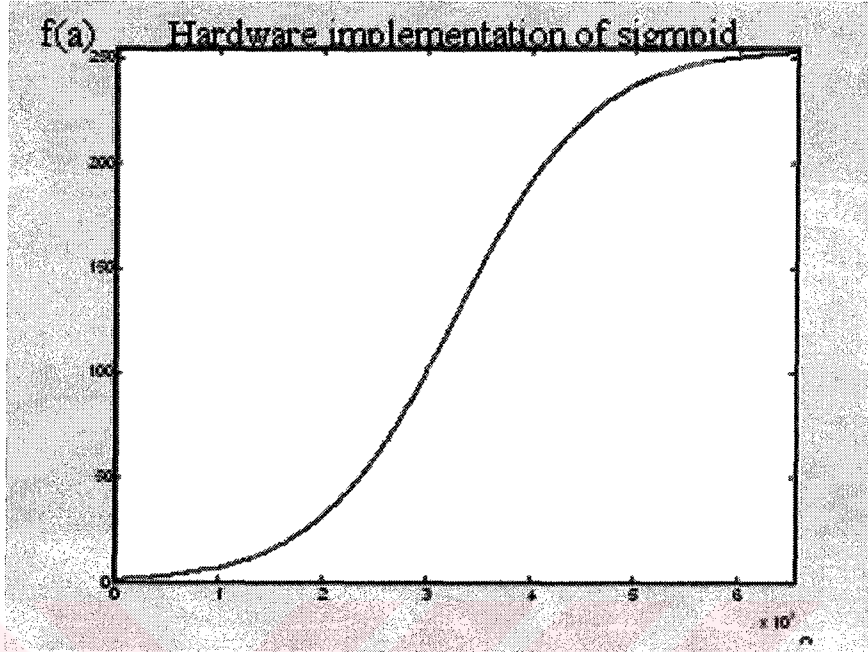
Çarpma devresi, yapay sinir ağındaki aritmetik işlemlerde kullanılan en önemli kısımdır. YSA modelinde, 8 bitlik dört giriş ağırlık değerleri ile çarpılıp, sonuçları toplam saklayıcısında saklanıyor. (Şekil 3.5.). FPGA'nın kapı sayısı ve sistemin performansı göz önünde bulundurularak bir çok çarpma modelinden biri seçilebilir. Seri, paralel ve seri-paralel melez çarpma algoritmalarından biri seçilebilir[4,5]. Bu çalışmada, seri çarpma devresi kullanıldı. Dışarıdan alınan giriş değerleri, seçiciler yardımı ile kendi ağırlık değerleri ile birlikte çarpma devresinin girişine gönderiliyor. Böylece, çarpma devresinin çıkışından her giriş ile ağırlık değerinin çarpımına ait 16 bitlik bir sayılar elde ediliyor. Bu sayılar, sırası ile bir sonraki çarpma işleminin sonucu ile toplanarak toplam data elde ediliyor.

3.3.3 Aktivasyon fonksiyonu (Sigmoid)

Aktivasyon fonksiyonlarında sigmoid fonksiyonu, genellikle 16 bitlik çarpma çıkışını 8 bite çevirmek için kullanılıyor. Çünkü, çıkış datasının değişim aralığı giriş datası ile aynı olmak sorunda, aksi takdirde sistem kararsız olur. Aşağıdaki denklem geleneksel non-linear aktivasyon fonksiyonu gösteriyor.

$$y = \frac{1}{(1 + e^{-a})}$$

Yukarıdaki geleneksel aktivasyon formülü incelenirse, fonksiyonun direkt dijital tasarlamaya uygun olamadığı görülür. Çünkü, fonksiyon sonsuz exponensiyel dizi içeriyor. Bazı teknolojiler kullanılarak sigmoid fonksiyonuna yakın dijital devreler yapılabilir[4,5]. Alternatif bir yöntem de bellek alanları kullanılarak bu işlemler yapmaktır. Her iki yöntemde de fonksiyonun alabileceği değerler aralıklara bölünerek yaklaşık değerleri bulunuyor.



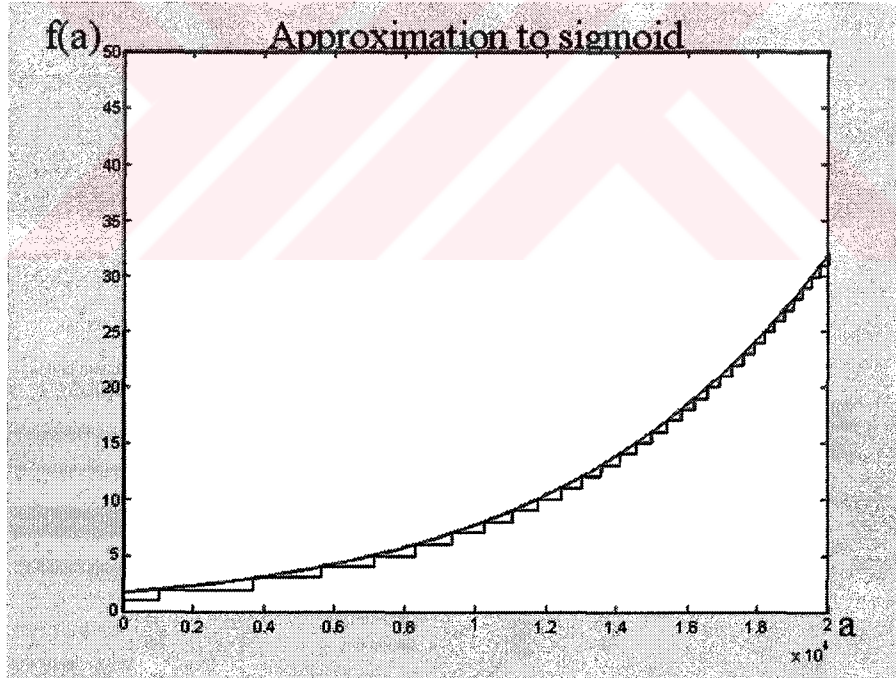
Şekil 3.3 Sigmoid fonksiyonun donanımda gerçekleştirilmesi

Tasarladığımız devrede, çarpmanın çıkışı 16 bitlik ve kullandığımız Xess bordunun üzerinde 256 Kbayt flash RAM mevcut. Bu RAM'ı kullanarak devredeki sigmoid fonksiyonunu gerçekledik. Şekil 3.3. donanımda yapılmış sigmoid fonksiyonunu gösteriyor, X eksen RAM'daki adresleri Y eksen ise RAM'daki değerleri gösteriyor (veya YSA'nın çıkışlarını).

Tablo 3.3'teki birinci sütun, flash RAM'ın adreslerini ve ikinci sütundaki verilerde onluk sayıları ifade ediyor. Sigmoid fonksiyonu 8 alana bölünmüş 64 K'lık RAM alanını kullanıyor. Her bölge 32 bloğa bölünmüş ve her blok benzer dataları tutuyor. Bu datalar, bilgisayarda hesaplanıp bordun üzerindeki RAM'a yükleniyor. Bordun üzerindeki FPGA ile RAM arasındaki bağlantılar FPGA'nın kullanabileceği şekilde dizayn edilmiş.

Tablo 3.3 Tasarlan sigmoid fonksiyonuna ait bellek adresleri ve bu adreslere karşılık atanmış alanlar.

INPUT	OUTPUT
0 .. 20012	0 .. 31
20013 .. 25568	32 .. 63
25569 .. 29420	64 .. 95
29421 .. 32767	96 .. 127
32768 .. 36115	128 .. 159
36116 .. 39967	160 .. 191
39968 .. 45520	192 .. 223
45521 .. 65536	224 .. 255



Şekil 3.4 Sigmoid fonksiyonunu ve donanımsal yaklaşımı

Şekil 3.4.'de sigmoid fonksiyonu ile donanımsal olarak gerçekleştirilen sigmoid'ten elde edilmiş değerlerin karşılaştırılması görülmüyor. Grafikten de görüldüğü gibi, donanımsal yaklaşım ile elde edilen değerler ile sigmoid fonksiyonu arasında fark kabul edilebilir ölçülerde.

3.3.4 Nöronun modellenmesi

Yaptığımız nöron modeline ait devrenin şeması şekil 3.5.'te görülmüyor. Tasarlanan devre modüller, bu yüzden istenildiği takdirde YSA kolaylıkla genişletilebilir. Tasarım şu lojik bloklardan oluşuyor; 8 bit çarpma, 16 bit toplama, 8 bit saklayıcılar (W0, W1, W2, W3), 16 bit saklayıcı 8 yollu 4x1'lik multiplexerlar, bir dekoder, bir sayıcı ve bir kontroller. Aktivasyon fonksiyonu hariç bütün modüller Spartan II FPGA'da gerçekleştirildi. Gerçekleştirdiğimiz bu devre donanımda büyük yer kapladı fakat hızı tatmin edilir ölçülerde.

Deney bordu olarak Xess firmasının üretmiş olduğu, XSA-50 bordu kullanıldı. Bord üzerinde programlanabilir iki adet çipe sahip; Xilinx Spartan 2-XC2S50 FPGA ve Xilinx XC9572 kompleks programlanabilir lojik çip (CPLD). Bord ; 8 Mbyte SDRAM, 128 Kbyte flash RAM, 100 MHz programlanabilir osilatör, 4 adet iki konumlu anahtar, 7 segment display ve PC bağlantısı için kullanılan standart portlara (paralel, PS/2 ve VGA portları) sahip. FPGA, CPLD, osilatör, flash ve SDRAM paralel port kullanılarak programlanıyor.

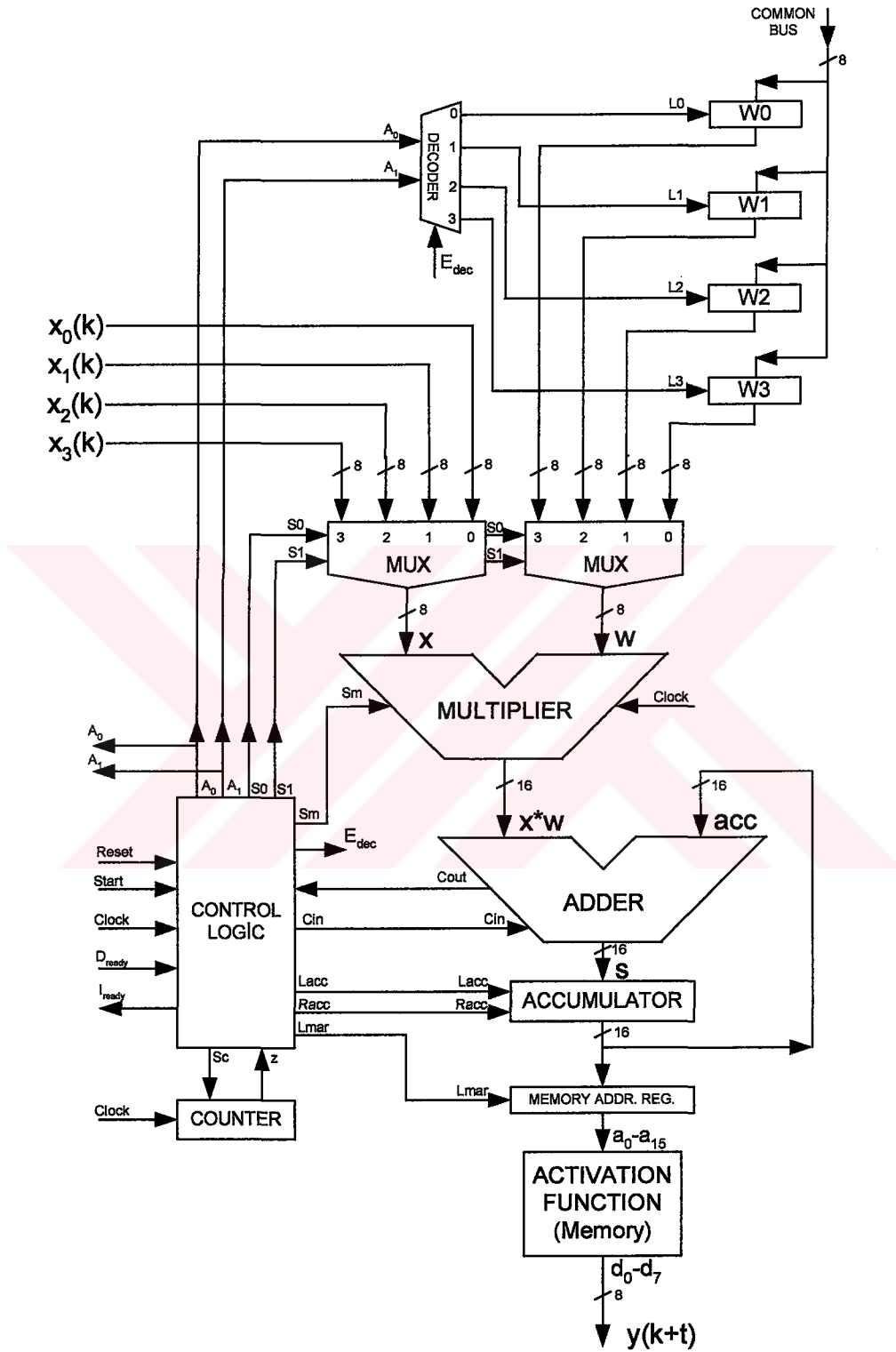
Tasarımların büyük çoğunluğu, Verilog-HDL kullanılarak kapı seviyesinde tasarlandı. Sadece çarpma işlemi davranışsal olarak tasarlandı. Bütün parçalar tek tek tasarlandı; saklayıcılar, çarpma, toplama, multiplexerlar, dekoderler ve kontroller. Hepsini derlenip ayrı ayrı simülasyonları yapıldı. Kontrol devresi şekil 3.6.'daki durum diyagramı kullanılarak tasarlandı.

Tasarım sırasında kaynaklar dikkatli kullanılmalı çünkü, seçilecek algoritmalar tasarımın hem performansını hem de çipte kapladığı alanı etkileyecektir. Bir çok araştırmacı, geniş ölçekli projeleri az yer kaplamaları için seri olarak tasarlıyorlar. Biz tasarımımızı hazırlarken buna dikkat etmek sorundayız çünkü, kullandığımız XC2S50 FPGA 50.000 kapı ve 384 ayarlanabilir lojik alana (CLB) sahip. Devremiz, toplam 56 IO'ya sahip ve FPGA üzerinde kullanılabilir 176 IO var. Bazı IO'lar bord kaynakları için kullanılırsalar da bu tasarımımız için bir sorun değil.

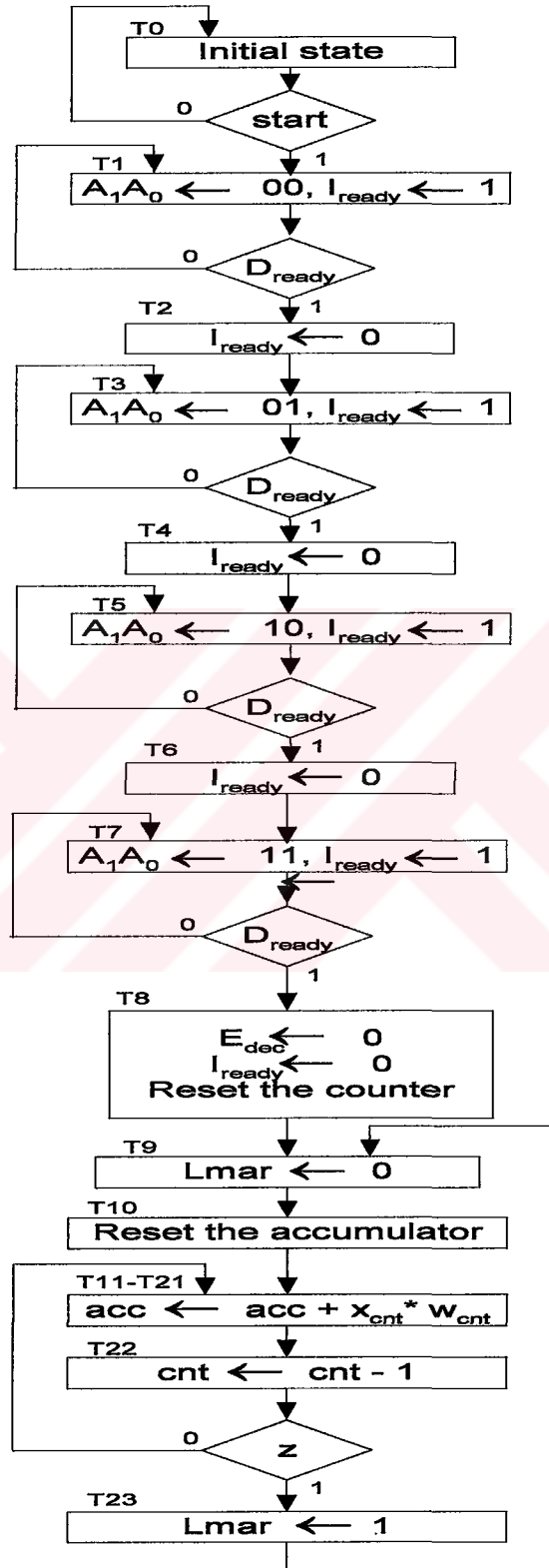
Bütün modüller FPGA'ya yüklenilmeden önce, Xilinx firmasına ait olan ModelSim XE programı kullanılarak simülasyonları yapıldı. Bu program kullanılarak her modüle uygun değerler gönderildi ve doğru çalışıp çalışmadıkları test edildi. En son işlem olarak bütün modüller birleştirilerek devrenin tamamı test edildi. Bu test sonucuna ait ModelSim XE çıktısı şekil 3.7.'te görülmüyor.

Simülasyonlardan sonra elde edilen tasarım, Xilinx Project Navigator programı kullanılarak derlendi. Bu yazılama ait bazı araçlar kullanılarak tasarımın hızı, devrelerin çipteki dağılımı ve çipte kapladığı alan bulundu. Tasarımı XC2S50 FPGA'ın içindeki kaynakların yaklaşık olarak 35%'ni kullanıyor. Bu tasarım, yapılan hesaplamalara göre maksimum 74.305 MHz'de çalışabilir.





Şekil 3. 5Yapay Sinir Ağı modelinin şeması



Şekil 3. 6 Kontrol devresinin durum diyagramı

4 YAZILIMDA YSA GERÇEKLEME

4.1 Matlab

Bu çalışmada YSA'yı yazılımda gerçeklemek için MATLAB kullanıldı. MATLAB; (MATrix LABoratory); ilk defa 1985'de C.B Moler tarafından matematik ve özellikle de matris esaslı matematik ortamında kullanılmak üzere geliştirilmiş etkileşimli bir paket programlama dilidir.

İlk sürümleri FORTRAN diliyle hazırlanmış olmakla beraber son sürümleri (1999 yılı itibarıyla) C dilinde hazırlanmıştır. MATLAB mühendislik alanında (hesaplamalarında); sayısal hesaplama, veri çözümleri ve grafik işlemlerinde kullanılacak genel amaçlı bir program olmakla beraber özel amaçlı modüller paketlere de sahiptir. CONTROL TOOLBOX, SIGNAL TOOLBOX gibi paket programlar CACSD (Bilgisayar destekli denetim sistemi tasarımı) paketler olup bunlar denetim sistemlerinin tasarımında çok etkili araçlardır. Ayrıca WINDOWS ortamında çalışan SIMULINK, etkileşimli benzetim programlarının hazırlanması ve çalıştırılmasında büyük kolaylıklar sağlamaktadır.

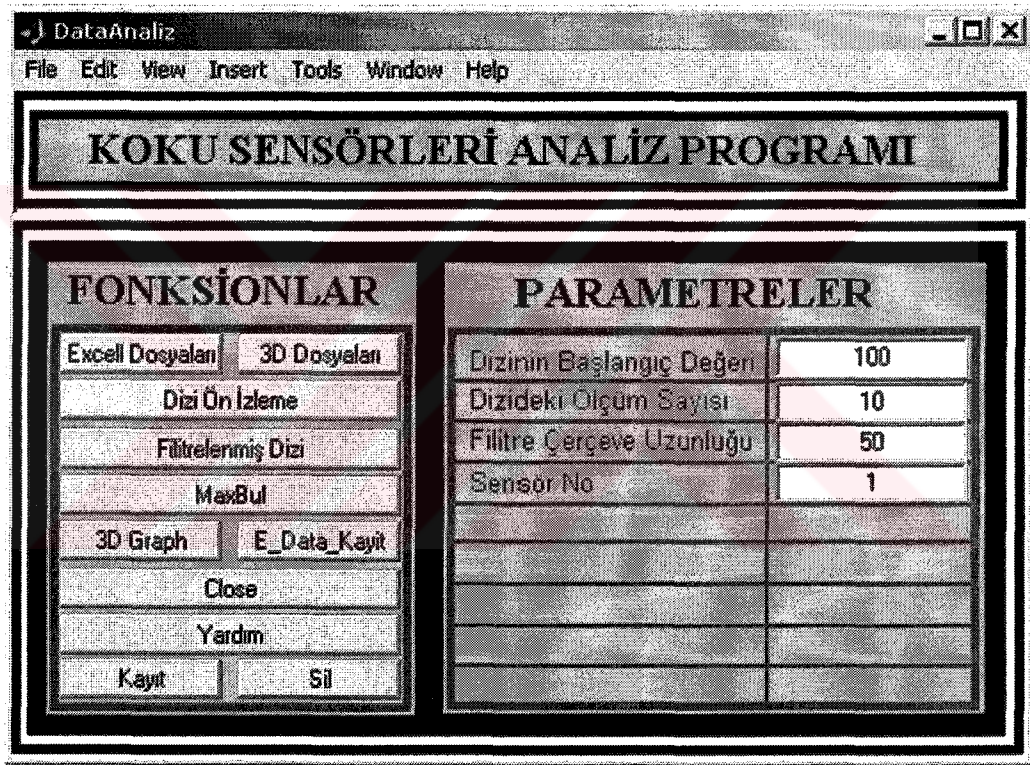
4.2 Matlab'ın kullanım amacı ve yeri

MATLAB tüm mühendislik alanında, sayısal hesaplamalar, veri çözümlenmesi ve grafik işlemlerinde kolaylıkla kullanılabilen bir programlama dilidir. FORTRAN ve C dili gibi yüksek seviyeden programlama dilleri ile yapılabilen hesaplamaların pek çoğunu MATLAB ile yapmak mümkündür. Buna karşılık MATLAB'ın fonksiyon kütüphanesi sayesinde FORTRAN ve diğer programlama dillerine göre MATLAB'ta daha az sayıda komutla çözüm üretmek mümkündür. MATLAB'ın kullanım yerleri;

- Denklem takımlarının çözümü, doğrusal ve doğrusal olmayan diferansiyel denklemlerinin çözümü, integral hesabı gibi sayısal hesaplamalar,
- Veri çözümlenme işlemleri,
- İstatistiksel hesaplamalar ve çözümlenmeler,
- Grafik çizimi ve çözümlenmeler,
- Bilgisayar destekli denetim sistemi tasarımı.

4.3 Sensör analiz programı

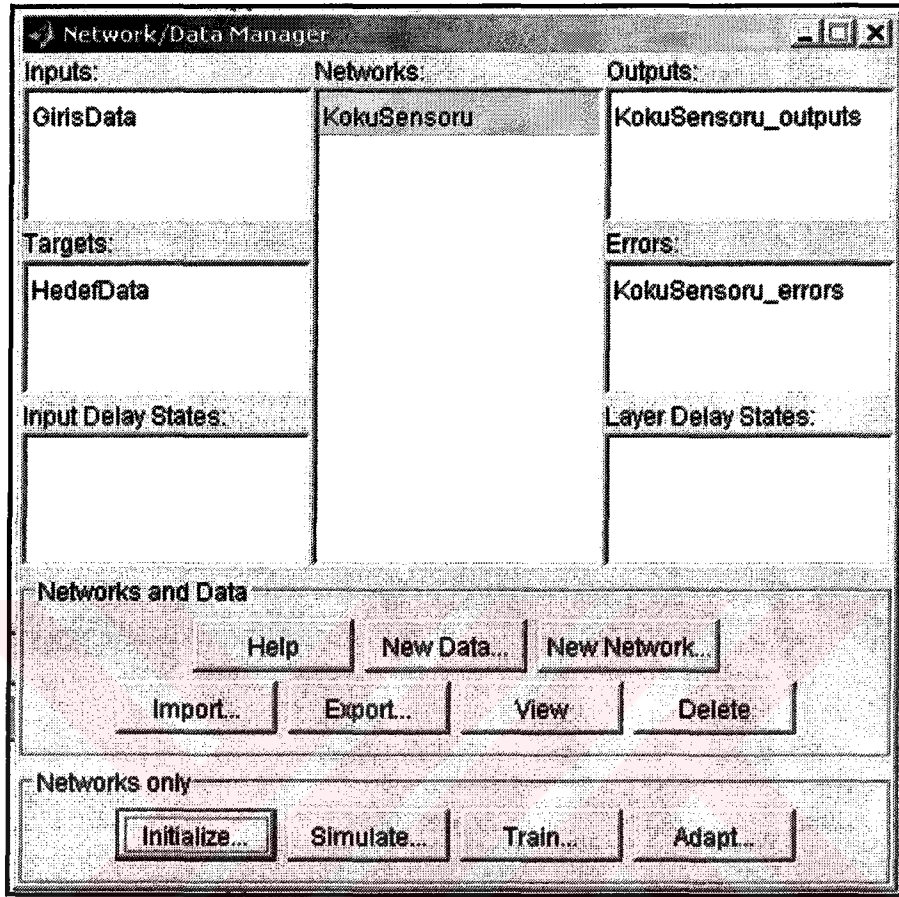
Datalar YSA'ya uygulanmadan önce matlab kullanılarak hazırlanan bir program yardımıyla düzenlendi. Bu program sensörlerden elde edilen datalardan oluşan dizilerin filtrelenmesi, her ölçüm aralığına ait maksimum noktanın bulunmasında ve değerlerin uygun aralıklara çekilmesinde kullanıldı. Sensör davranışlarının analiz edilmesi için bu program kullanılarak dataların iki ve üç boyutlu grafikleri çizildi. Böylece sensör davranışları daha iyi anlaşıldı. Bu bilgiler ışığında YSA tasarlandı. Eldeki dataların bir kısmı rasgele seçilerek YSA'nın doğruluğunu test etmek için kullanıldı. Geriye kalan data ile YSA'nın eğitimi yapıldı.



Şekil 4. 1 Sensör analiz programının kullanıcı ara yüzü

4.4 NNTOOL (Neural Network Tool)

Matlab'da YSA oluşturmak için iki farklı yol izlenebilir. Matlab'da YSA için hazırlanmış fonksiyonları kullanarak yada nntool'u kullanarak gerekli YSA tasarlanabilir. Nntool; matlab'da hazırlanmış GUI'e (Graphical User Interfaces) sahip bir paket program.



Şekil 4. 2 NNTOOL

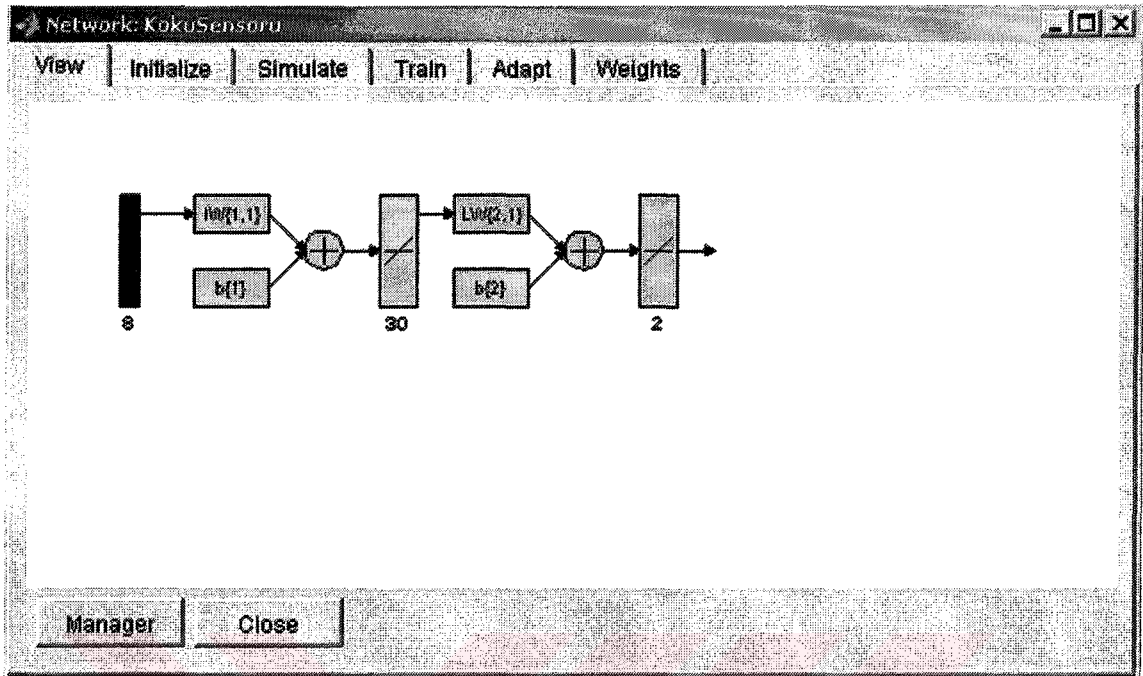
Şekil 4.2.'ta Nntool'a ait arayüz görülüyor. Nntool'da YSA'ı oluşturmadan önce, eğitim için kullanılacak giriş ve hedef datalarının hazırlanması gerekiyor. Giriş ve hedef datalar; YSA ile çözümlenmeye çalışılan problemin deneyler sonucunda elde edilmiş dataların, bir kısmından oluşuyor. Giriş ve hedef için kullanılmayan datalar ise YSA eğitildikten sonra ağın doğruluğunu test etmek için kullanılıyor. Hazırlanmış datalar, inport seçeneğini kullanarak YSA'ya giriş ve hedef datalar olarak ekleniyor.

Giriş, hedef dataları girildikten sonra NewNetwork butonu kullanarak yapay sinir ağını oluşturuluyor. Açılan menüde yaygın kullanılan YSA algoritmalarının hepsi mevcut. Tablo 4.1'e nntool'da kullanabileceğiniz YSA çeşitleri ve bunlardan Feer-forward backprop seçtiğiniz zaman, bu YSA türü için kullanabileceğiniz diğer fonksiyonların listesi verilmiş.

Tablo 4. 1NNTOOL kullanılarak yapılabilen YSA çeşitleri

YSA çeşitleri	Feer-forward backprop için geçerli			
	Eğitim fonksiyonları	Transfer fonksiyonları	Adaptif Öğrenme fonksiyonları	Performans fonksiyonları
Competitive	TRAINBFG	LOGSIG	LEARNGD	MSE
Cascade-forward backprop	TRAINBR	PURELIN	LEARNGDM	MSEREG
Elman backprop	TRAINCGB	TANSIG		SSE
Feer-forward backprop	TRAINCGF			
Time-delay backprop	TRAINCGP			
Generalized regression	TRAINGD			
Hopfield	TRAINGDM			
Liner layer (desing)	TRAINGDA			
Liner layer (train)	TRAINGDX			
LVQ	TRAINLM			
Perceptron	TRAINOSS			
Probabilistic	TRAINR			
Radial basis (exact fit)	TRAINRP			
Radial basis (fewer neurons)	TRAINSCG			
Self-organizing map				

Problemin çözümü için giriş, hedef data, YSA çeşidi ve diğer uygun parametreler oluşturulduktan sonra, ağı eğitimi ve testi programdaki menüleri kullanarak kolaylıkla yapabiliyor. Şekil 4.3.'de nntool kullanılarak elde edilen YSA'nın şekli görülüyor.



Şekil 4.3 NNTOOL kullanılarak yapılan YSA'nın görünümü.

5. KOKU SENSÖRÜ VE SENSÖR DİZİLERİ

Sensör dizisi birden fazla sensörden oluşmuş n tane sensör grubudur. Uçucu bir kimyasal bileşen sensör dizisiyle temas geçince elektriksel niceliği değişmektedir. Bir sensör dizisi, farklı türlerde yada aynı türde olsun, farklı birçok kimyasal ve kokuyu elektriksel nicelikleri değişerek tanımlayabilir. Kullanılan sensör dizisi; farklı örnekler için fark edilebilir şekilde farklı olan cevap üretmelidir. Bu nedenle dizi seçimi bireysel sensörler yerine dizinin geniş bir limitine cevap verebilen, cevaplarında özel olmamalıdır. Sensör seçimi uygulamaya göre yapılır. Önce birçok sensörün kullanıldığı elektronik burunlarla bir araştırma yürütülür ve daha sonra gerekli metodun geçerliliği ve uygulanabilirliği saptanır. Farklı sensörlerin verdiği tepkilere bağlı olarak uygun olan sensör bulunmalıdır .

Kullanılan sensör dizilerinde farklı yapılar:

5.1 Metal Oksit Yarıiletkenleri (Metal Oxide Semiconductors) (MeOX) (MeOx)

Metal oksit yarıiletken sensörler, yüzeydeki gaz adsorpsiyonu ve sıra yüzey reaksiyonlarının sebep olduğu iletim değişimidir. Sensör; elektrikle ısıtılmış seramik topak üzerine metal oksit malzemesinin ince, gözenekli bir film tortusu bırakması ve yüksek sıcaklıkta tavlama ile yapılır. Bu cihazlar SnO₂, ZnO, In₂O₃, WO₃, Fe₂O₃, Ga₂O₃, TiO₂ ve platin veya palladium gibi katalitik metallerin katkılanmasıyla üretilirler. Sistemde direnci artıran, yarıiletken malzemenin iletim bandındaki elektronların yoğunluğunu azaltarak, sensör yüzeyi oksijen adsorbe ederek, algılayıcı malzemenin elektriksel iletimini azaltır. Sistemde 100 ile 600 °C arasında artırılan sıcaklık, yüzey reaksiyonlarının hızlanmasından ve kimyasal sistemdeki adsorbe edilmiş suyun çıkış bilgisine girişmesinden emin olmak için kullanılır. Çok yaygın kullanılan bir sensör (SnO₂); elektrik bağlantılarına da sahip ısıtılmış bir seramik taban üstünde sinterlenmiş kalay oksit yapısıdır. Bu basit sensör dizileri, çapraz-reaktif sensör dizisi (cross-reactive sensör array) olarak kullanılabilir. Metal oksitlerin avantajı, gazlara karşı duyarlılıklarından dolayıdır.

5.2 Metal Oksit Yarıiletken Alan Etkili Transistörleri (Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistors) (MOSFET)

MOSFET sensörü katkılanmış bir yarıiletkenle katalitik metal kaplı bir izolatörden oluşur. Gaz, molekülleri katalitik yüzeyde tepki verirken, cihazın çıkış sinyali elektrik polarizasyonu sebebiyle sensördeki potansiyel değişimden FET'in I_d akım değişimleridir. Bu sensörler 100 ile 200 °C arasındaki sıcaklıklarda çalışırlar.

5.3 Yüzey Akustik Dalga Cihazları (Surface Acoustic Wave Devices) (SAW)

SAW cihazları; kuartz gibi piezoelektrik maddeler üzerinde dijite edilmiş elektrotların şekillendirilmesiyle üretilir. Seçici absorbe edici maddenin ince film kaplaması yüzey üzerinde biriktirilir. Rayleigh yüzey akustik dalgasını üreten bir radyo frekansı uygulanır. Moleküllerin yüzey üzerinde absorbe edilmesi, kütleyi artırır, dalga frekansını değiştirir. Sistemi belirleyici eşitlik, QCM için olan akustik ince katı filmleriyle aynı Sauerbrey eşitliği ile tanımlanır. Kütle birikmesinde sıcaklık kontrolü önemlidir. QCM ile birlikte cihazın cevabı, farklı zar özelliklerini kullanarak değiştirilebilir. Kullanılan kaplamalar; polimerler, lipidler ve kendiliğinden kurulan tek tabakalardır (self-assembled mono-layers). SAW cihazları birkaç yüz MHz frekansta çalıştırılır ve çok küçük yüzeylere sahiptirler. Her ikisi birden QCM cihazlarına kıyasla SAW için daha yüksek hassasiyet ve daha hızlı cevap özelliklerine sahiptir.

SAW cihazlarının QCM'e ek avantajları da vardır. Yeniden üretilebilir karakteristiklerinden başka düşük maliyet ve imalatta fotolitografi metodu kullanılarak minyatürize edilebilirlik. Fakat neme karşı duyarlılıklarıdır.

5.4 Polimerler-Kimyasal Dirençler (Conducting Polymers- Chemiresistors)

Direnç ölçümü üzerine kurulu gaz sensörleri, yaygın olarak kullanılmakta olan ince film polimerlerdir. Polipirol, bu sensörlerde en yaygın olarak kullanılan malzemedir. Polimerler; polimerin yapısı boyunca genişleyen, konjuge edilmiş n elektron sistemine sahiptirler. Buharların emilmesi, iç zincir sekmesini, ana zincir iletimini, sayıcı elektostatikleri ve bunların her birinin iletimini değiştirir. Monomerik değişimlerin farklı sınıfları üzerine kurulmuş polimerler bu sensörlerde kullanılmaktadır. Ölçülen genel özellik; uçucu moleküllerin polimerle ilişki içindeyken polimer direncindeki değişimdir. Değişen yapılar veya fonksiyonel gruplar polimerle birleştirilmiş ve farklı doping yapıcı iyonlar kullanılarak elde edilmektedir. Bunlar seçim ve hassasiyetteki değişimleri belirlemektedir.

İletici polimer sensörler çevre sıcaklığında çalışabilirler. İmalatları kolay olup güç tüketimini de düşürürler. İletici polimer sensörlerin cevap süreleri uzundur. Avantajları; küçük ebat, oda sıcaklığında çalışma ve polar (kutupsal) analitlere hassasiyetidir. Limitleri; sensör fabrikasyon yeniden üretilebilirliği, nem hassasiyeti, zaman üzerine temel çizgi iletiminin yığılması (drift off baseline conductivity over time), cevabın yeniden üretilebilirliğinin noksanlığı, dengeleme duyarlılığı ve ışık hassasiyetidir.

Alternatif polimer kaplı kimyasal rezistör sensör dizisi cihazı, siyah karbon organik polimer kompoziti üzerine kurularak Lewis ve yardımcıları tarafından geliştirilmiştir. İletken bir

malzeme olan karbon farklı polimerlerle birleştirilerek yapılabilir. Polimer kimyasal sensörler duyarlı oldukları bir gaz ortamda iken iletkenlikleri ve dielektrik özelliklerinde değişimler oluşmaktadır. Bunun sonucu olarak da sensörün direnci ve kapasitesi algılayıcı gaz nedeniyle büyümektedir.

5.5 Optik Sensörler (Optical Sensors)

Optik gaz sensörleri yapay burunlarda da sıkça kullanılmaktadır. Burada ışık kaynağı hem algılanan gazı hem de referans molekülü tahrik eder. Ölçülen sinyal; absorbe, yansıtma, floresanslık veya chemiluminescence özelliklerindeki optik değişimlerdir.

5.6 Kuartz Kristal Mikrobalsans Sensörleri (Quartz Crystal Microbalance Devices) (QCM)

QCM sensörleri adsorbe edilen moleküllerin kütesini ölçer. Aynı zamanda hacim akustik dalga sensörleri (BAW) ve kalınlık kayma mod sensörleri olarak da bilinirler. Aktif element, temel rezonans frekanslı bir piezoelektrik kristalidir. Kütle ilave edildiğinde yayınım rezonans frekansı azalır. Frekans değişimi Sauerbrey eşitliği ile;

$$\Delta f = -(1/\rho_m k_f) f_0^2 (\Delta m/A)$$

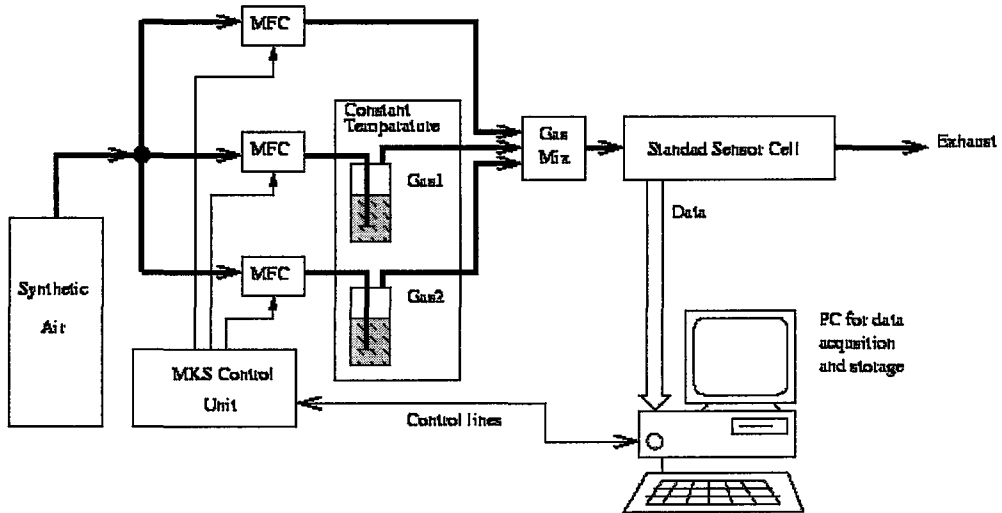
$$\Delta f = -2,3 \times 10^6 f_0^2 (\Delta m/A)$$

Δf ; absorbe edilen kütleden dolayı frekanstaki değişim, f_0 ise piezoelektrik kristalinin temel rezonans frekansıdır. Δm ; yüzey üzerinde biriken kütedir. A ise sensör alanıdır. Bu yüzden ölçülmüş frekansta ve cihazın kütle yükünde tahmin edilen lineer bir değişim mevcuttur.

Kuartz kristali osilatör yüzeyi; algılayıcı kimyasal, absorbe edici maddenin ince bir filmi ile kaplıdır. Kullanılan malzemeler; ince polimer filmler, tek tabaka filmler ve yüzeye bağlı moleküllerdir. Moleküller absorbe edilirken, rezonans frekansı artan kütle yüzünden azalır. Frekans değişimi, sistemin çıkış sinyali olarak kullanılabilir.

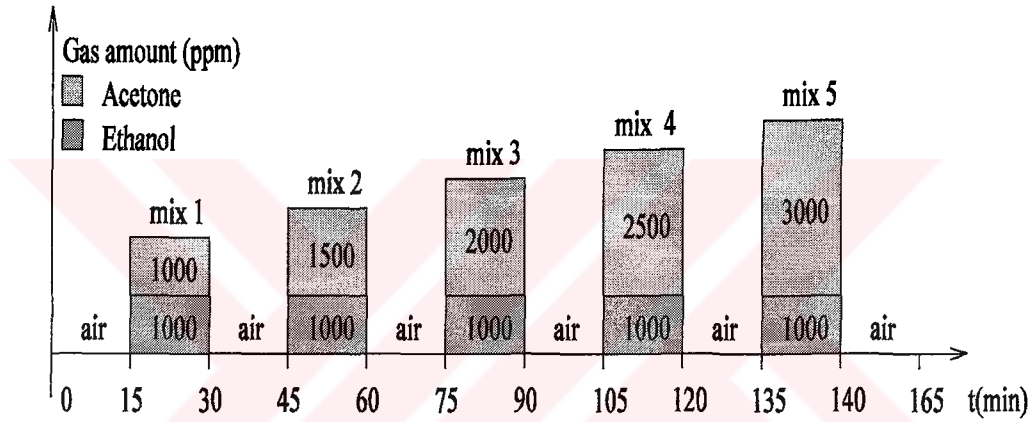
6. GAZ KARIŞIMLARINI QCM SENSÖR DİZİSİ VE YAPAY SİNİR AĞI KULLANARAK BULUNMASI

Bu çalışmada; gaz karışımını niteliklerini ölçmede TÜBİTAK Marmara Araştırma Merkezi, Malzeme Teknolojileri Enstitüsü'nde Sensör Gurubu'na geliştirilmiş sekiz adet Quartz Crystal Microbalances (QCM) den oluşan SCC kullanılmıştır. Şekil 6.1'deki deney düzeneği kullanılarak gaz karışımları SCC QCM sensörleri yardımıyla ölçülerek gerekli datalar elde edilmiştir. Elde edilen datalar sensörlerdeki Δf 'lerdir. Her deneyde; kullanılan gazların türleri, karışımdaki oranları ve 8 sensöre ait Δf değerleri ayrıntılı olarak bilgisayar ortamında kaydedilmiştir. Çalışmalar sırasında üç farklı gaz karışımı SCC hücrelerine verilmiştir. Bu gazlar: (1) etanol ve aseton, (2) etanol ve trikloretilen, (3) aseton ve trikloretilen. Her deney temizleme ve gaz karışımının sensöre uygulanması olmak üzere toplam 165 dakika süren beş farklı gaz bileşiminin ölçülmesinden oluşuyor. Gaz oranları değiştirilerek etanol ve aseton için , etanol ve trikloretilen için , aseton ve trikloretilen için en az 25 olmak üzere toplam 75 farklı grup data alınmıştır. Daha sonra alınmış datalar geliştirdiğimiz Sensör Analiz Programı kullanılarak düzenlendi. Öncelikle sensörlerin gaz karışımlarına verdikleri tepkilerden elde edilen sinyallere Sliding Window algoritması uygulanarak geçerli datalar elde edildi. Bu işlemden sonra elde edilen datalar kullanılarak üç katmanlı YSA eğitildi ve daha sonra eğitiminde kullanılmayan sensör dizisine ait datalar YSA'ya uygulanarak testler yapıldı. Böylece YSA'nın başarısı test edildi.



Şekil 6. 1. TÜBİTAK-MAM'da kullanılan deney düzeneğinin şematik görünümü

Data logger her bir sensör için frekans farkını her 3-4 saniyede kaydedmektedir. Buradaki Δf ölçülen sensörün üretmiş olduğu frekans ile referans sensörünün üretmiş olduğu frekans arasındaki farktır. Deneylerde her sensör için data toplama yoluyla çok büyük bir data dizisi oluşturulmaktadır. Örneğin şekil 6.3. sensör 5'in, şekil 6.4 ise sensör 3'ün aseton ve trikloretilene karışımına karşın vermiş olduğu tepkileri göstermektedir. Şekil 6.3'teki ve şekil 6.4'teki her bir yüksek Δf değeri farklı orandaki gaz karışımlarını ifade ediyor; düşük Δf 'ler sensörün kuru hava ile temizlendiği yerleri göstermekte ve yüksek Δf değerleri ise gaz karışımının sensörlere uygulandığı yerleri ifade etmektedir.



Şekil 6. 2. Etanol sabit tutularak asetonun değiştirilmesi ile farklı oranlarda elde edilen karışımlar.

Gaz karışımı sensörlere uygulandığında her sensörün gaza tepki olarak verdiği frekans cevabı kendi merkez frekansından (f_0) farklıdır. Sensörlerin yıkama fazlarındaki frekansları base line olarak adlandırılır. Her sensör için base line frekansı farklıdır. Örneğin üçüncü sensör için base line frekansı 2340 Hz'dir. Grafiklerdeki Δf_s sensör frekansları ile 10 MHz.'lik referans sensörünün frekansı arasındaki farkı gösteriyor.

6.1.TUBİTAK Marmara Araştırma Merkezi'nden alınmış datalar ve özellikleri.

Tablo 6. 1Aseton ve Trikloretillen gazlarına ait karışım oranları ve dosya isimnleri

		TRIKLORETİLEN				
	dosya adı	tceaset1.txt	tceaset2.txt	tceaset3.txt	tceaset4.txt	tceaset5.txt
ASETON	konsantrasyon (ppm)	1000	1500	2000	2500	3000
	250	+	+	+	+	+
	500	+	+	+	+	+
	1000	+	+	+	+	+
	2000	+	+	+	+	+
	3000	+	+	+	+	+

Tablo 6. 2 Aseton ve Trikloretillen gazları için ölçüm ortam şartları.

Dosyalar	karışım sıcaklığı (C)	ortam sıcaklığı (C)	ortam nemi (RH)
tceaset1.txt	-11	25	34%
tceaset2.txt	-11	25	31%
tceaset3.txt	-11	22	32%
tceaset4.txt	-11	21	31%
tceaset5.txt	-11	19	33%

Tablo 6. 3 Aseton ve Trikloretillen gazları için ölçüm özellikleri

1	Her ölçüm 11 menü den oluşmaktadır. (6 yıkama ve 5 gaz menüsü)
2	Her menüde ölçüm hücresinden 200 sccm gaz geçmektedir.
3	Ölçüm hücresinde yıkama menülerinde Kuru hava kullanılmaktadır.
4	Kuru hava aynı zamanda taşıyıcı gaz olarak kullanılmaktadır.
5	Her ölçüm öncesi sistem 15-30 dk kuru hava ile ön yıkamaya tabi tutuldu.

Tablo 6. 4 Etanol ve Trikloretillen gazlarına ait karışım oranları ve dosya isimnleri

		TRIKLORETILEN				
	dosya adı	tceetan0.txt	tceetan2.txt	tceetan3.txt	tceetan4.txt	tceetan5.txt
ETANOL	konsantrasyon (ppm)	550	1650	2200	2750	3300
	250	+	+	+	+	+
	500	+	+	+	+	+
	1000	+	+	+	+	+
	2000	+	+	+	+	+
	3000	+	+	+	+	+

Tablo 6. 5 Etanol ve Trikloretillen gazları için ölçüm ortam şartları.

Dosyalar	karışım sıcaklığı (C)	ortam sıcaklığı (C)	ortam nemi (RH)
tceetan0.txt	-15	21	31%
tceetan2.txt	-13	22	32%
tceetan3.txt	-13	25	33%
tceetan4.txt	-13	25	33%
tceetan5.txt	-13	23	32%

Tablo 6. 6 Etanol ve Trikloretillen gazları için ölçüm özellikleri

1	Her ölçüm 11 menü den oluşmaktadır. (6 yıkama ve 5 gaz menüsü)
2	Her menüde ölçüm hücresinden 200 sccm gaz geçmektedir.
3	Ölçüm hücresinde yıkama menülerinde Kuru hava kullanılmaktadır.
4	Kuru hava aynı zamanda taşıyıcı gaz olarakta kullanılmaktadır.
5	Her ölçüm öncesi sistem 15-30 dk kuru hava ile ön yıkamaya tabi tutuldu.

Tablo 6. 7 Aseton ve Etanol gazlarına ait karışım oranları ve dosya isimnleri

		ETANOL				
dosya adı		etanase1.txt	etanase2.txt	etanase3.txt	etanase4.txt	etanase5.txt
ASETON	konsantrasyon (ppm)	1000	1500	2000	2500	3000
	250	+	+	+	+	+
	500	+	+	+	+	+
	1000	+	+	+	+	+
	2000	+	+	+	+	+
	3000	+	+	+	+	+

Tablo 6. 8 Aseton ve Etanol gazları için ölçüm ortam şartları.

Dosyalar	karışım sıcaklığı (C)	ortam sıcaklığı (C)	ortam nemi (RH)
etanase1.txt	-11	24	24%
etanase2.txt	-11	22	24%
etanase3.txt	-11	16	29%
etanase4.txt	-11	19	25%
etanase5.txt	-11	18	25%

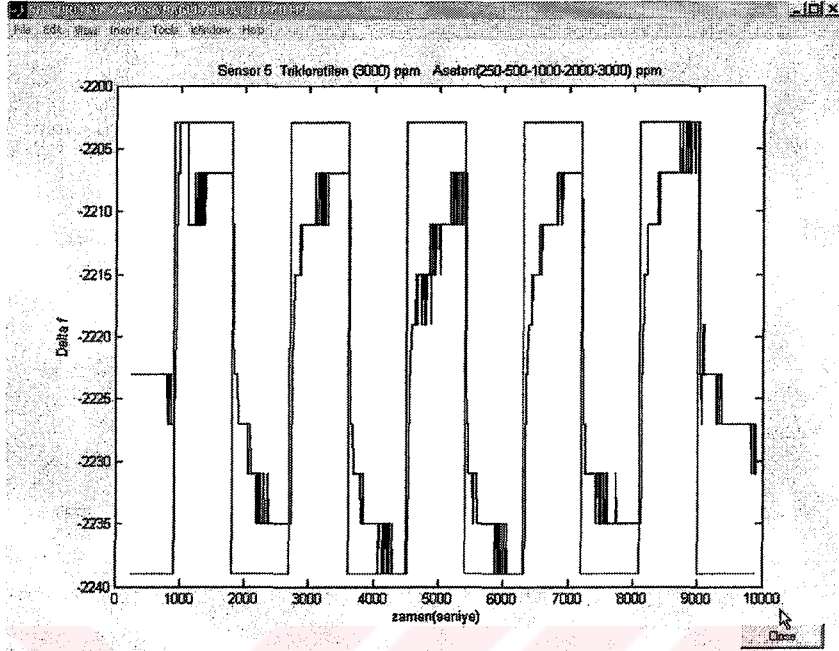
Tablo 6. 9 Aseton ve Etanol gazları için ölçüm özellikleri

1	Her ölçüm 11 menü den oluşmaktadır. (6 yıkama ve 5 gaz menüsü)
2	Her menüde ölçüm hücresinden 200 sccm gaz geçmektedir.
3	Ölçüm hücresinde yıkama menülerinde Kuru hava kullanılmaktadır.
4	Kuru hava aynı zamanda taşıyıcı gaz olarakta kullanılmaktadır.
5	Her ölçüm öncesi sistem 15-30 dk kuru hava ile ön yıkamaya tabi tutuldu.

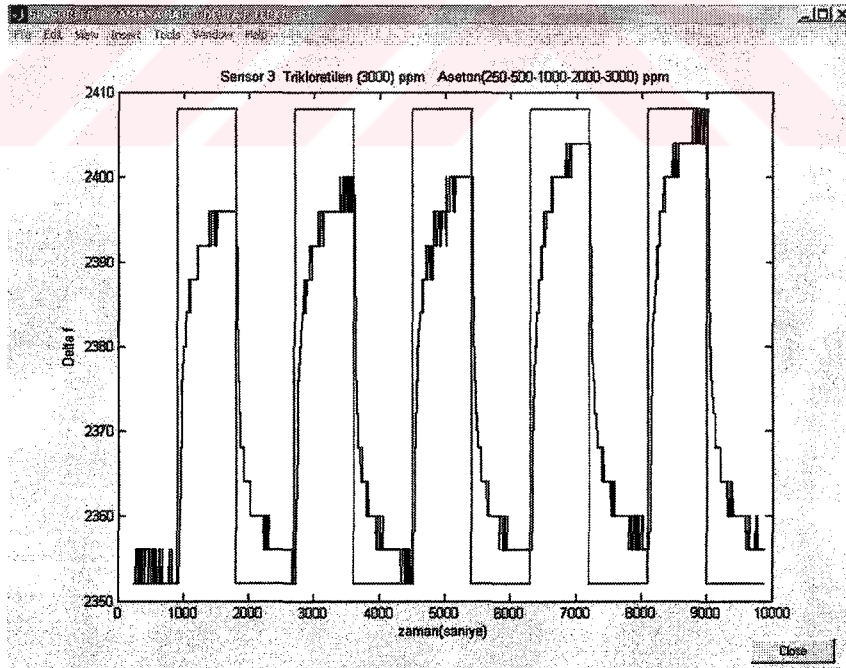
Her dosya her sensöre ait 1555 satırlık veri içermektedir. Toplam 8 sensörden ölçüm alındığından her dosya; (8x1555)'lik bir matristen oluşmaktadır. Fakat bu matrislerdeki tüm bilgi, gaz oranlarını bulmak için kullanılacak yararlı bilgiyi içermemektedir. Bir şekilde bu dataların içinden yararlı olabilecek datalar, seçilerek gereksiz datalardan ayıklanmalıydı. Bu amaçla Sensör Analiz programı kullanılarak her dosya için, farklı olmak üzere her sensöre ait grafikler çizildi. Şekil 6.3. ve şekil 6.4. Trikloretilen (300) ppm ve Aseton (250, 500, 1000, 2000, 3000) ppm karışım oranları için sensör 5 ve sensör 3'e ait çizilmiş grafikleri göstermektedir.

Şekil 6.3. ve şekil 6.4.'den de görüldüğü gibi sensör normal davranışının dışında bazı yerlerde pik yapmıştır. Bu pikler sensörün istenilen ölçüm aralığında ulaştığı maksimum değerinin bulmamasını güçleştirmektedir. Bu yüzden datanın filtrelenerek gereksiz piklerden temizlenmelidir. Bu amaçla Sliding Window algoritması kullanılarak data filtrelenmiştir.

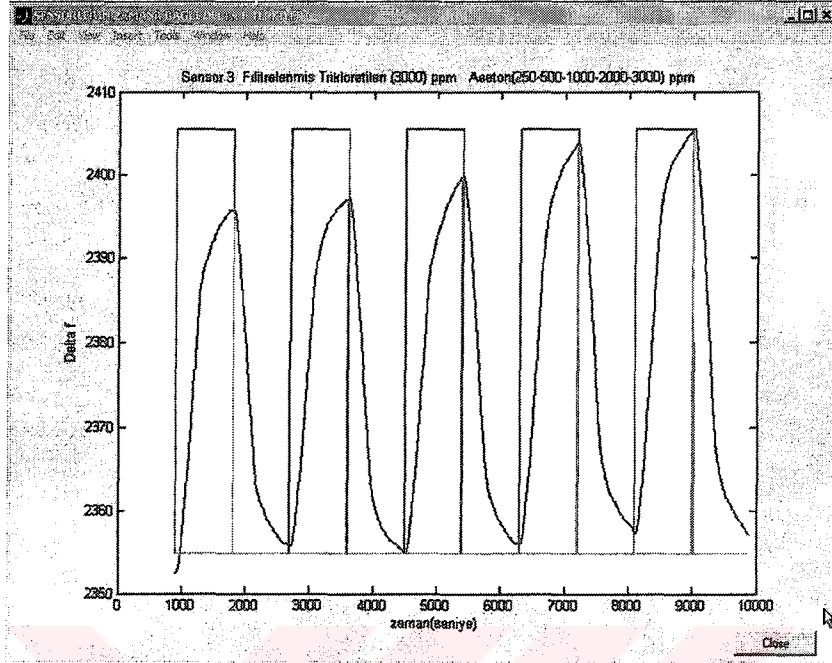
Bir sonraki adımda her karışım için Δf 'in maksimum değeri hesaplanmıştır ve bu maksimum değerlerin karışımdaki gaz oranlarını temsil ettiği kabul edildi. Çünkü yapılan birçok ölçümde sensörler grafiklerinin farklı gaz karışımları için farklı maksimum değerlere ulaştığını ve sonra doyuma (saturation) ulaşmaktadır. Sensörlerin karışımlara verdiği tepkilerden her bir karışım için bir maksimum değer elde edilmiştir Her deneyde her sensörden datalar filtrelendikten sonra (şekil 6.5. ve şekil 6.6.) toplam beş maksimum değer elde edilmiştir.



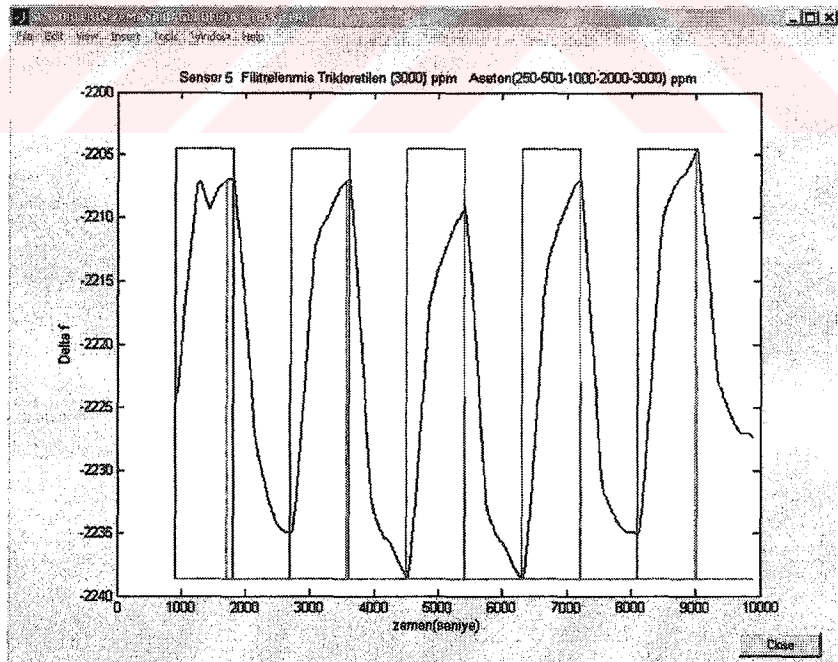
Şekil 6. 3 Filtrenmemiş sensör 5'in aseton ve trikloretilen gaz karışımlarına verdiği tepki.



Şekil 6. 4 Filtrenmemiş sensör 3'ün aseton ve trikloretilen gaz karışımlarına verdiği tepki.



Şekil 6. 5 Filtrelenmiş sensör 5'in aseton ve trikloroetilen gaz karışımlarına verdiği tepki.

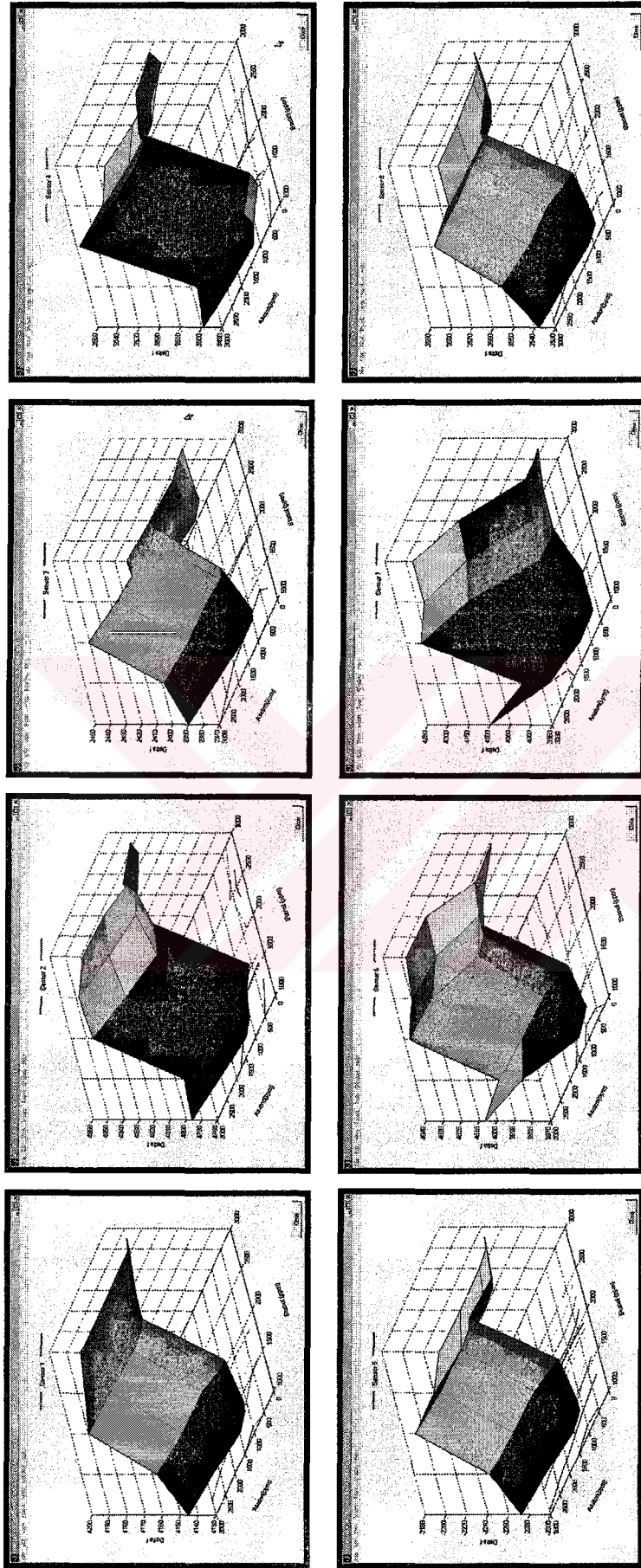


Şekil 6. 6 Filtrelenmiş sensör 3'ün aseton ve trikloroetilen gaz karışımlarına verdiği tepki.

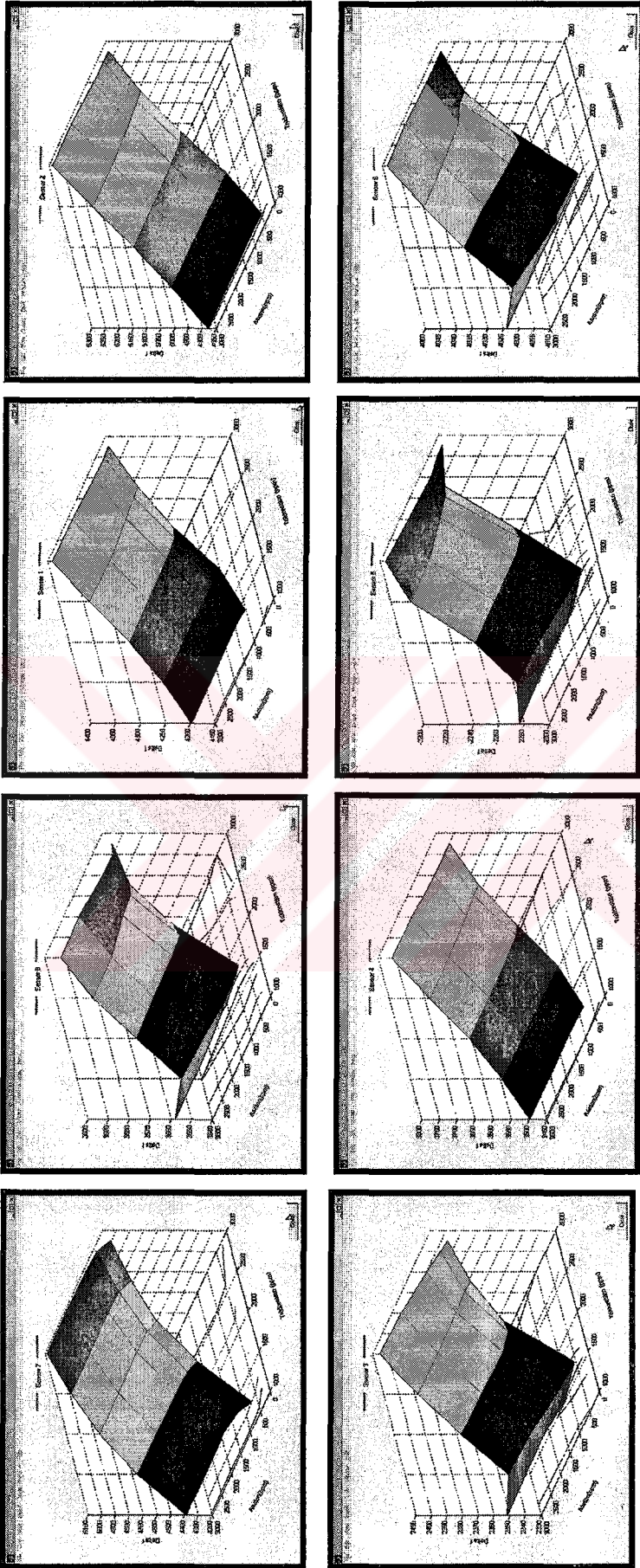
Filtrelenmiş sensör grafikleri şekil 6.5 ve şekil 6.6'da görülmektedir. Her bir sensörden her bir karışım için vermiş olduğu maksimum tepkiler (Δf_s) toplandı ve bu datalar kullanılarak her bir sensör için üç boyulu grafikler oluşturuldu. Şekil 6.9 etanol ve aseton , şekil 6.7. etanol ve trikloretilen şekil 6.8. aseton ve trikloretilen için çizilmiş bu grafikler görülmektedir.

Bu grafiklerin x ekseni gazlardan birinin yoğunluğunu (ppm), y ekseni diğer gazın yoğunluğunu(ppm) ve z ekseni sensör tepkisini (Δf) gösteriyor. Bu grafikler sensör tepkileri hakkında bize çok önemli bilgiler vermektedirler. Bu bilgiler göre sensörler tepkilerinin doğrusal olmadıkları gözlenmektedir. Böylece doğrusal sistemler kullanılarak bu verilerin yorumlanması sakınca olabilir.

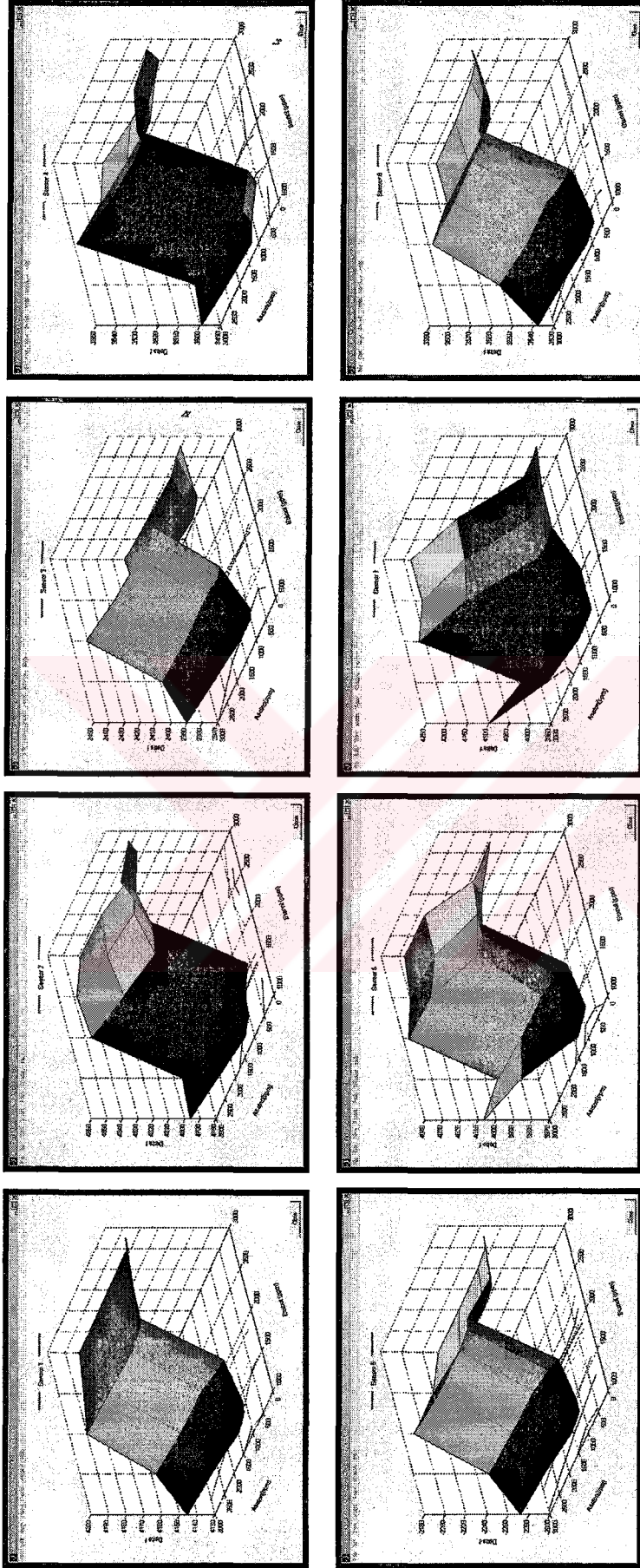




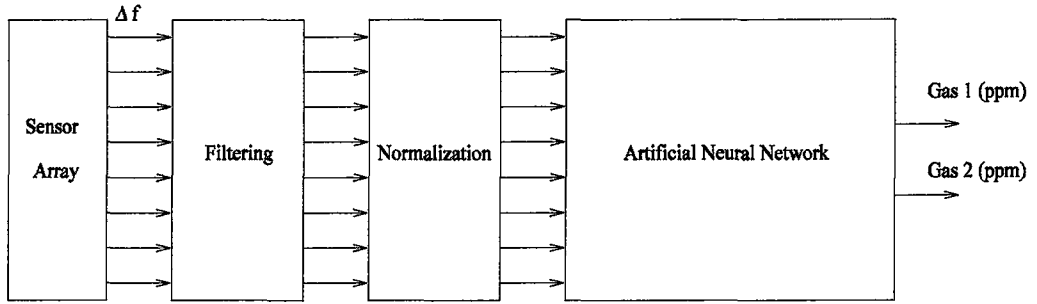
Şekil 6.9 8 sensörün etanol ve aseton gaz karışımlarına verdikleri tepkilerin 3D grafikleri.



Şekil 6. 8 8 sensörün aseton ve trikloretilen gaz karışımlarına verdikleri tepkilerin 3D grafikleri.



Şekil 6. 9 8 sensörün etanol ve aseton gaz karışımlarına verdikleri tepkilerin 3D grafikleri.



Şekil 6. 10. Data işleme sisteminin blok şeması

Bu bilgileri yorumlamak için Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanılmıştır. Kullanılacak datalar çok büyük olduğu için YSA'yı kararsızlığa götürmekteler. Bundan dolayı her farklı gaz karışımının ölçüm datalarından oluşan giriş datası, aynı matrisin maksimum değerli elemanına bölünerek giriş datası 0 ile 1 arasına çekilmiştir. Ayrıca çıkış datasını oluşturan matrislerin tüm elemanları da 1000 sayısına bölünerek 3.3 ile 0 arasına çekilmiştir. Bu datalar tablo 6.11 ,tablo 6.13.,tablo 6.15. ve tablo 6.17.'de görülmektedir.

YSA için Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı modeli (Feer-forward backprop) kullanılmıştır. Kullanılan YSA 3 katmandan oluşmaktadır. Giriş katmanı kullanılan sensör datasına göre değişmektedir, gizli katmanda 30ve çıkış katmanında da 2 nöron bulunmaktadır. Gizli katman ile çıkış katmanı arasında Log-sigmoid transfer fonksiyonu ve çıkış katmanında da purelin transfer fonksiyonu kullanılmıştır.

Öncelikle şuna karar verilmeliydi. Bütün sensörler YSA'da kullanılmalı mı?. Yoksa sadece gaz değişimlerine linere yakın tepkiler veren sensörler mi kullanılmalı. Her iki durum için de her gaz karışımı için YSA'lar oluşturulup eğitimleri ve testleri yapılmıştır.

Her gaz karışımı için farklı olmak üzere bütün sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YAS'lar, seçilmiş sensör dataları ile eğitilmiş YSA'lardan daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Tablo 6. 29 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için hatalar.

0.0086	0.0125	0.036	0.00001
-1.62	-2.72	-0.089	0.059

Tablo 6. 30 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için 1., 2., 4. ve 7. sensör hataları kullanılarak eğitilmiş YSA'nın test sonuçları.

1470.5	1976.9	2513.2	3009.6
1551.6	532.92	2774.3	2250.9

Tablo 6. 31 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için 1., 2., 4. ve 7. sensör hataları kullanılarak eğitilmiş YSA hataları.

0.019	-0.011	-0.0052	0.0032
-5.206	0.065	1.77	0.125

Tablo 6. 25 Etanol ve aseton gaz karışımları için 1., 2., 5. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA'nın test sonuçları.

1459.6	2102.7	2623.7	2589.9
-939.94	469.45	767.39	1940.9

Tablo 6. 26 Etanol ve aseton gaz karışımları için 1., 2., 5. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA hataları.

0.026	-0.051	-0.049	0.136
-2.75	0.061	0.23	0.029

Tablo 6. 27 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için test çıkış dataları

1500	2000	2500	3000
250	500	1000	2000

Tablo 6. 28 Aseton ve trikloretilen gaz karışımları için test sonuçları.

1487	1974.7	2409	2997.2
655.22	1864.5	1089.2	1881.2

Tablo 6. 21 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 1., 2., 4. ve 7. sensör hataları kullanılarak eğitilmiş YSA hataları.

0.37	0.073	0.049	-0.002
-4.47	-1.307	0.162	0,25

Tablo 6. 22 Etanol ve aseton gaz karışımları için test çıkış hataları

1500	2000	2500	3000
250	500	1000	2000

Tablo 6. 23 Etanol ve aseton gaz karışımları için test sonuçları.

1631.2	2128.3	2286.4	2809.5
-1160.2	587.51	908.56	782.75

Tablo 6. 24 Etanol ve aseton gaz karışımları için hatalar.

-0.087	0.064	0.085	0.063
-3.64	0.17	0.091	0.602

Tablo 6. 17 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 0 ile 1 arasına çekilmiş test giriş datası

0.42563	0.43159	0.43219	0.43567
0.50445	0.51545	0.51641	0.52529
0.23825	0.24118	0.24166	0.24213
0.3607	0.36942	0.36876	0.37607
-0.22447	-0.22028	-0.22261	-0.22002
0.40319	0.40401	0.40359	0.40427
0.4766	0.49447	0.49714	0.50634
0.35674	0.35821	0.35699	0.35794

Tablo 6. 18 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için test sonuçları.

1734.6	2248.5	2802.8	3281
354.62	743.75	1030.8	1753.8

Tablo 6. 19 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için hatalar.

-0.0512	-0.022	-0.0192	0.0057
-0.418	-0.487	-0.0308	0.123

Tablo 6. 20 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 1., 2., 4. ve 7. sensör dataları kullanılarak eğitilmiş YSA'nın test sonuçları.

1026.4	2037.3	2614.2	3308.9
1368.3	1153.5	837.11	1487.1

Tablo 6. 15 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için 0 ile 1 arasına çekilmiş eğitim giriş verisi

0.430 96	0.431 59	0.432 19	0.432 99	0.431 14	0.425 74	0.426 16	0.426 2	0.426 6	0.430 96	0.432 19	0.432 99	0.431 14	0.431 96	0.430 96	0.431 14	0.432 99	0.431 59	0.432 99	0.431 14	0.434 2	0.434 55	0.435 1	0.436 18
0.514 5	0.515 45	0.516 41	0.517 61	0.514 73	0.504 72	0.505 35	0.505 8	0.506 6	0.514 5	0.516 41	0.517 61	0.514 73	0.514 5	0.514 5	0.514 73	0.517 61	0.515 45	0.517 61	0.514 73	0.522 74	0.523 38	0.524 26	0.526 4
0.240 52	0.241 18	0.241 66	0.242 8	0.242 08	0.238 37	0.238 8	0.239 57	0.240 34	0.240 52	0.241 66	0.242 8	0.242 08	0.240 52	0.240 52	0.242 08	0.242 8	0.241 18	0.242 8	0.242 08	0.240 34	0.240 55	0.241 12	0.243 11
0.353 89	0.354 08	0.354 34	0.355 14	0.355 96	0.361 14	0.361 96	0.362 69	0.363 81	0.368 48	0.370 5	0.372 2	0.370 34	0.367 87	0.368 13	0.370 61	0.369 78	0.368 13	0.370 78	0.370 61	0.373 23	0.373 74	0.374 7	0.377 53
- 63	0.215 63	0.214 57	0.214 32	0.214 02	- 23	0.223 52	0.222 32	- 69	- 15	0.221 75	0.219 84	0.217 57	- 85	0.223 48	0.217 34	0.219 13	0.223 48	0.221 13	0.219 34	0.222 88	0.222 5	- 7	0.218 04
0.402 26	0.402 06	0.402 14	0.402 31	0.402 43	0.403 34	0.403 5	0.403 6	0.403 6	0.403 94	0.404 94	0.404 4	0.404 13	0.403 38	0.403 38	0.404 13	0.403 6	0.403 44	0.403 6	0.403 62	0.403 6	0.403 73	0.403 94	0.404 38
0.435 26	0.438 78	0.441 08	0.443 29	0.445 22	0.481 22	0.483 26	0.483 6	0.484 18	0.487 35	0.497 11	0.498 66	0.496 03	0.491 4	0.491 4	0.496 03	0.497 11	0.495 76	0.497 8	0.498 11	0.499 91	0.504 09	0.505 62	0.506 75
0.356 2	0.356 26	0.356 34	0.356 46	0.356 56	0.356 87	0.356 99	0.357 6	0.357 04	0.358 12	0.358 36	0.358 6	0.357 94	0.356 79	0.358 12	0.357 94	0.358 6	0.356 84	0.357 06	0.357 15	0.357 4	0.357 4	0.357 52	0.358 18

Tablo 6. 16 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için test giriş verisi

2240.5	2271.9	2275.1	2293.4
2655.4	2713.3	2718.4	2765.1
1254.1	1269.6	1272.1	1274.6
1898.7	1944.6	1941.2	1979.6
-1181.6	-1159.5	-1171.8	-1158.2
2122.4	2126.7	2124.5	2128.1
2508.8	2602.9	2616.9	2665.4
1877.9	1885.6	1879.2	1884.2

Tablo 6. 14 Etanol ve trikloretilen gaz karışımları için eğitim giriş verisi

2268. 6	2271. 9	2275. 1	2279. 3	2269. 5	2241. 1	2243. 3	2243. 5	2245. 6	2268. 6	2275. 1	2279. 3	2269. 5	2268. 6	2271. 9	2279. 3	2269. 5	2285. 6	2287. 5	2290. 3	2296
2708. 3	2713. 3	2718. 4	2724. 7	2709. 5	2656. 8	2660. 2	2662. 5	2666. 7	2708. 3	2718. 4	2724. 7	2709. 5	2708. 3	2713. 3	2724. 7	2709. 5	2751. 7	2755. 1	2759. 7	2771
1266. 1	1269. 6	1272. 1	1278. 1	1274. 3	1254. 8	1257. 1	1261. 1	1265. 2	1266. 1	1272. 1	1278. 1	1274. 3	1266. 1	1269. 6	1278. 1	1274. 3	1265. 1	1266. 3	1269. 3	1279. 7
1862. 9	1863. 9	1865. 3	1869. 4	1873. 8	1901. 1	1905. 4	1909. 2	1915. 1	1939. 7	1950. 3	1959. 3	1949. 4	1936. 5	1937. 8	1946. 5	1950. 9	1964. 7	1967. 4	1972. 4	1987. 3
- 1	1135. 8	1129. 5	1128. 2	1126. 6	1180. 3	1176. 6	1170. 3	1161. 7	1164. 1	1156. 8	1146. 7	1145. 3	1178. 4	1176. 4	1164	1154. 6	1173. 3	1171. 2	-1167	- 8
2116. 1	2116. 4	2116. 9	2117. 8	2118. 4	2123. 2	2124. 6	2124. 6	2124. 6	2126. 3	2126. 7	2128. 8	2127. 3	2123. 4	2123. 7	2124. 6	2124. 7	2124. 6	2125. 2	2126. 4	2128. 6
2291. 2	2309. 8	2321. 8	2333. 5	2343. 7	2533. 2	2543. 9	2545. 7	2548. 7	2565. 4	2616. 8	2625. 1	2611. 1	2586. 7	2609. 7	2620. 4	2622. 1	2631. 5	2653. 5	2661. 6	2667. 5
1875	1875. 3	1875. 8	1876. 4	1876. 9	1878. 6	1879. 2	1879. 2	1879. 5	1885. 1	1886. 4	1887. 7	1884. 2	1878. 2	1878. 4	1879. 5	1880	1881. 4	1881. 4	1882	1885. 4

Tablo 6. 10 Etanol ve trikloretillen gaz karışımları için çıkış eğitim datası

550	550	550	550	1650	1650	1650	2200	2200	2200	2750	2750	2750	3300	3300	3300
250	500	1000	2000	3000	500	1000	2000	3000	500	1000	2000	3000	500	1000	3000

Tablo 6. 11 Etanol ve trikloretillen gaz karışımları için 0 ile 3.3 arasına çekilmiş çıkış eğitim datası

0.55	0.55	0.55	0.55	1.65	1.65	1.65	2.2	2.2	2.2	2.75	2.75	2.75	3.3	3.3	3.3				
0.25	0.5	1	2	3	0.55	3	0.25	1	2	3	0.25	0.5	2	3	0.25	3.3	0.5	1	3

Tablo 6. 12 Etanol ve trikloretillen gaz karışımları için çıkış test datası

1650	2200	2750	3300
250	500	1000	2000

Tablo 6. 13 Etanol ve trikloretillen gaz karışımları için 0 ile 3.3 arasına çekilmiş çıkış test datası

1.65	2.2	2.75	3.3
0.25	0.5	1	2

7. SONUÇ

Endüstride, gazın bileşimindeki gazların belirlenmesi ve oranlarının belirlenmesi sıkça önemli bir problemdir. Çevresel ve endüstriyel işlemlerde çeşitli gazların belirli oranlarda karıştırılması ile elde edilen ürünlerin, üretim sürecinde yapılacak deneylerde bu tür ölçümler sıklıkla yapılmaktadır. Bu işlemler pahalı ve zaman alan işlemlerdir. Ancak günümüz teknolojisi, bu zahmetli ve tehlikeli işlemleri kimyasal işlemler yapmadan yapmayı olanaklı kılmıştır. Bu ölçümler için günümüz teknolojisinde elektronik burunlar kullanılmaya başlanılmıştır. Elektronik burun, üzerindeki sensör dizileri yardımı ile gazların datalarını, tanı programları kullanılarak bu sinyallerden gazların türleri ve oranlarını tespit etmeye çalışmaktadır.

Bu çalışmada; TÜBİTAK Marmara Araştırma Merkezi, Malzeme Teknolojileri Enstitüsü'nde Sensör Gurubu'nca geliştirilmiş QCM ölçüm sistemi kullanılarak üç farklı gazın ikişerli karışımlarından oluşan gaz karışımlarındaki gazları ve oranlarını bulan bir program tasarlanmıştır. Gaz karışımları olarak; (Etanol – Aseton), (Etanol – Trikloretilen) ve (Aseton – Trikloretilen) kullanılarak dataları alınmıştır. Bu karışımlar, sanayide sıkça kullanılan yaygın gazlardır. Sistemde her karışım için ortamın nemi, sıcaklığı, basıncı ve gazının akış hızı sabit tutularak datalar alınmıştır. Belirlenen her gaz karışımından önce sensörler kuru hava kullanılarak base-line oluşturulmuş ve daha sonrada karışımdaki gazların oranlar değiştirilerek datalar oluşturulmuştur. Her data da 15 dakikalık temizleme ve 15 dakikalık gaz ölçümünden oluşmaktadır. Deneylerde; 8 adet sensörden alınan Δf dataları PC kullanılarak kaydedilmiştir. Bu ölçüm algoritması şekli 6.10'da görülmektedir.

Bu program tasarlanırken, amacımız elde taşınabilir bir gaz belirleme sistemi geliştirilmesinde kullanılabilir bir tanı programı geliştirmektir. Bunun için, öncelikle YSA'yı PC'de gerçeklemek yerine donanımda gerçeklemeye çalıştık. Bu çalışma için Xilinx Spartan-II Field Programmable Gate Array (FPGA) çip setli Xess Board kullanarak daha büyük tasarımlara olanak sağlayacak bir YSA gerçekledik. Bu YSA; 4 girişli tek çıkışlı ve ağırlık değerleri dışardan yüklenen bir yapıya sahipti. Gerçeklenen bu sistemin hızı ve performansı tatmin edici olmasına rağmen, sensörlerin bazı karakteristik özelliklerinden dolayı kullanılmamıştır. Çünkü; sensör tepkileri bu sistem için oldukça yavaş. Bir ölçümü tamamlaması yaklaşık olarak 25 dakika alıyor. Ayrıca gerçek ortamda sensörler ortamdaki ısı, nem, ve basınçtan etkileniyorlar. Gerçek datalar için bu parametrelerin sabit tutulması gerekmektedir.

Yaptığımız deneylerde, 8 sensörden de gelen datalar kullanılarak eğitilen YSA'ların, sadece gazlara linere yakın tepki veren sensörlere ait datalar seçilerek eğitilen YSA'lardan daha iyi performans gösterdikleri gözlemlendi. Bu deneylerde kullanılan datalar ve sonuçlarına tablo6.18 ve tablo 6.31 arasında tablolardan bakılabilir.

Sensörlerden gelen sinyalleri kullanarak gazları tanımak için 8 giriş 30 giriş ve 2 çıkış olmak üzere üç katmanlı geri yayımlı yapay sinir ağı kullanıldı. Matlab'ın nntool aracını kullanılarak gerçekleştirilen bu YSA girişine uygulanan datalardan, gazların karışımdaki oranlarının bulunması amaçlanmaktadır.

Deneylerde elde edilen datalardan, sensör karakteristiklerinin analiz edilmesi için Matlab'da hazırlanan "Sensör Analiz Programı" kullanıldı. Bu program yardımı ile her sensörün farklı gazlara ve farklı karışım oranlarına vermiş olduğu tepkilere ait grafikleri çizildi. Bu grafiklerde, sensör tepkilerinin liner olmadığı anlaşıldı. Liner olmayan sistemleri tanımlamak için Yapay Sinir Ağları en çok kullanılan yöntemlerden biridir.

Elde edilen grafiklerden her deneyde grafiğin maksimum ulaşabildiği noktanın gaz oranları için tanımlayıcı bir bilgi olduğu görüldü. Her gaz karışımı için her sensöre ait 25 maksimum değerinden oluşan matrisler elde edildi. Bu matrisler yardımı ile X düzlemi 1. gaz Y düzlemi 2. gaz ve Z düzlemi Δf olacak şekilde sensörlerin 3 boyutlu tepki grafikleri çizildi. Bu grafiklerden sensör tepkilerinin bir yüzeye benzediğini gördük. Bu yüzeyi kullanarak YSA'yı eğittiğimizde bu yüzeyin dışındaki bir alanda bulunan bir noktanın YSA'nın bulması gerekiyordu. Bu varsayım çalışmamızdaki hareket noktamızdı. YSA'nın eğitiminde kullanılmayan bazı datalar YSA'nın eğitiminden sonra YSA'ya uygulandığında YSA gerçek sonuçlara yakın değerler veriyorsa bu YSA'nın eğitiminde kullanılan yüzeyin dışındaki bir nokta için de doğru sonuçları bulacağı anlamına geliyor.

YSA eğitildikten sonra gaz karışımları için testler yaptık. YSA'nın sonuçları tahmin etme başarısı karışımdan karışıma farklılık gösterdi. Programın karışımdaki gaz oranlarını bulma başarısı gazların ppm değeri büyüdükçe artıyor. Tablo6.18, tablo6.20, tablo6.23, tablo6.25, tablo6.28 ve tablo6.30'da görülmektedir. Ağın performansı Mean squared error (mse) kullanılarak bulunduğunda, bulunan performansı kullanılabilir değil. En iyi performansı Etanol ve trikloretilen gaz karışımının, 8 sensör datası kullanılarak eğitilen YSA veriyor. Bu ağın performansı 160. YSA'nın kullanılabilmesi için sıfırın altında bir hata performansına sahip olması gerekiyor. YSA'daki bu performans düşüklüğü eğitimde kullanılan datanın az olmasında kaynaklanıyor. Data sayısını artırılması ile YSA tekrar eğitildiğinde günlük hayatta kullanılan sistemlerde kullanılabilir bir sistem elde etmek mümkün olacaktır.

KAYNAKLAR DİZİNİ

- [1] <http://www.bme.boun.edu.tr>
- [2] <http://www.tubitak.gov.tr/>
- [3] Matlab Help
- [4] Gardner, J.W., Detection of vaporous and odors from a multi-sensor array using pattern recognition. Part 1. Principal component and cluster analysis. Sensors and Actuators B. Vol. 4 (1991) 109-115
- [5] Dutta, R., Hines, E.L., Gardner, J.W., Kashwan, K.R., Bhuyan, M., Tea Quality Prediction Using a Tin Oxide-based Electronic Nose, An Artificial Intelligence Approach. Sensors and Actuators B. Vol. 94 (2003) 228-237
- [6] Haykin, S.: Neural networks, a comprehensive foundation. Prentice Hall. (1999)
- [7] J.D. Winefordner Chemical Analysis volume 125
- [8] W.Jeffrey Hurst, Ph.D., Faic Electronic Nose and Sensor Array Based System Desing and Aplications
- [9] www.yapay-zeka.org ,2004

Ek1: HARDWARE IMPLEMENTATION OF A NEURON-MODELAhmet Özmene-mail: ozmen@dumlupinar.edu.tr

Ferzende Tekçe

e-mail: ferzendetekce@dumlupinar.edu.tr

Kadir Vardar

e-mail: kvardar@dumlupinar.edu.trDumlupinar University, Faculty of Engineering,
Department of Electrical & Electronics Engineering, Kütahya, Türkiye**Key words:** Artificial Intelligence, Neural Network, Fuzzy Logic, Field Programmable Gate Array**ABSTRACT**

This paper describes the hardware implementation of a neuron-model using Xess Boards with Xilinx Spartan-II Field Programmable Gate Array (FPGA). The neuron-model, implemented in hardware using Xilinx foundation tools, has four inputs and one output each operating at 8 bit resolution. The internal computation is performed at higher resolution to eliminate errors due to overflow. The neuron-weights are trained offline, and then stored to the registers implemented in the FPGA at a precision of 8 bit for multiplication. The various elements of the model and the complexity of the synthesized hardware are presented with our conclusions on the viability for its wider use on neural networks.

I. INTRODUCTION

Neural computing can be implemented in software and hardware. Since software implementations are easier and cheaper comparing to that of hardware, neural algorithms are usually implemented in software for low-rate applications. The performance of conventional processors, e.g. the Intel Pentium series, continues to improve dramatically but they are still far away from the required performance. Even the fastest sequential processor can not provide real-time response for networks with large number of neurons and synapses. Therefore speed becomes the primary reason of hardware neural network implementations. Another reason for hardware implementation is handy instruments; e.g., a smell detector built for detecting explosive gases. Such devices are real-time neural applications and better to be implemented small in size. These constraints guide us to design and build custom hardware for neural applications.

The advantages of FPGA over a microprocessor chip for neural computing can be listed as [6]:

- Developing hardware systems using design tools for FPGAs is as easy as developing a software system.
- FPGAs can be re-programmed on the fly.
- The new FPGAs on the market support hardware that requires more than 1 million gates (a small scale processor can be implemented using such an FPGA)
- A custom circuit built on an FPGA operates faster than a microprocessor chip.

These advantages make FPGAs now viable alternatives to other technology implementations for high-speed neural applications. The structure of a FPGA can be described as an array of blocks connected together via programmable interconnections. The amount of logic that each logic block can implement depends on which family of FPGAs is being used. The most important

advantage of FPGAs is the flexibility that they provide. An engineer can change and refine his design by exploiting the device's re-programmability.

This paper introduces a hardware implementation of a generic neuron-model using Xess Boards with XCS250 FPGA which is a member of Spartan II family. The neuron-model, implemented in hardware using Xilinx foundation tools, has four inputs and one output each operating at 8 bit resolution. Due to simplicity learning is performed off-line. The computed weights are loaded into the system beforehand and then the output is computed for samples obtained from inputs. Minimum sampling interval the neuron model is 36 clock cycles.

The various elements of the model, use of simulation and synthesis tools and the complexity of the synthesized hardware are presented with our conclusions on the viability for the model's wider use on neural networks.

II. THE ARCHITECTURE OF THE NEURON-MODEL

The study of artificial neuron and neural networks has been inspired in part by observation of human brain which is build of very complex webs of interconnected neurons. The artificial neuron-model designed to mimic some of the characteristics of the biological neuron was first proposed by McCulloch and Pitts [1]. Figure 1 presents this model implemented in this paper. The model has four inputs and one output. A weight analogous to synaptic strength of a biological neuron is assigned to each input. All inputs are multiplied by their weights and then are summed to determine the activation level of the neuron.

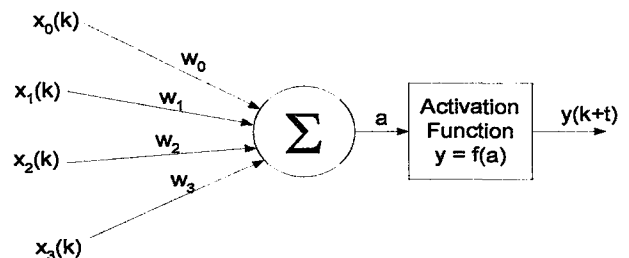


Figure 1. The architecture of the artificial neuron-model.

The output y can be produced as

$$y(k+t) = f(a), \quad \text{where} \quad (1)$$

$$a = \sum_{i=0}^3 x_i(k)w_i \quad (2)$$

t is the computational delay to obtain output for the k th samples.

2.1 Data Representation

In the architecture, the inputs and weights are designed to be real numbers in the region of 0 to 1. These numbers are represented digitally in 8 bit to simplify the circuit. Digital 8 bit representation of these numbers results in fast parallel operations.

The encoding technique used in this paper is described in [2] for the range of -8 to 8. The technique basically uses digital values as a means to represent the respective data. Table 1 shows the principal values employed with this technique. As can be seen from Table 1 floating point numbers are easily accommodated in this system.

Table 1. Data Representation

Value	Data representation
0.5	1000 0000
0.25	0100 0000
0.125	0010 0000
0.0625	0001 0000
0.03125	0000 1000
0.015625	0000 0100
0.0078125	0000 0010
0.00390625	0000 0001
0	0000 0000

Table 2 shows how various numbers are represented simply by adding some of the principal values from Table 1 together. There are slight inaccuracies between the true value and its digital representation. However, it is reported that reduced accuracy does not have significant impact during the operative phase of neural systems [2].

Table 2. Representing values

Value	Data representation	Encoded value
0.28534547	0100 1001	0.28515625
0.54120351	1000 1010	0.53906250
0.81504492	1101 0000	0.81250000

2.2 Multiplier

The multiplier is an essential component and the most currently used arithmetic operation in neural applications. For the neuron-model presented here, 8 bit digital inputs are multiplied with their weights and the results are summed in a register (see Figure 4). Many serial, parallel and serial-parallel hybrid multiplier models have been developed for FPGAs under considerations of performance or place limits [3, 4]. For simplicity, a serial multiplier similar to one described in Mano [5] is implemented in behavioral level in this work. Since the operands are 8 bit unsigned binary numbers, the output the multiplier becomes 16 bit binary number.

2.3 Activation Function (sigmoid):

The activation function, which is usually a sigmoid, converts 16 bit multiplier output to 8 bit neuron output. Because limited width of data busses, the output range of a neuron must be the same as the input range for digital systems; otherwise an overflow occurs. Equation 3 shows the traditional non-linear activation function.

$$y = \frac{1}{(1 + e^{-a})} \quad (3)$$

As it can be seen from the formula, the traditional activation function is not suitable for direct digital implementation because it consists of an infinite exponential series. Some implementations utilize digital circuitry techniques to approximate the sigmoid functions [2, 8]. The others uses memory for the same purpose. Both techniques are based on piece wise linear polynomial approximation.

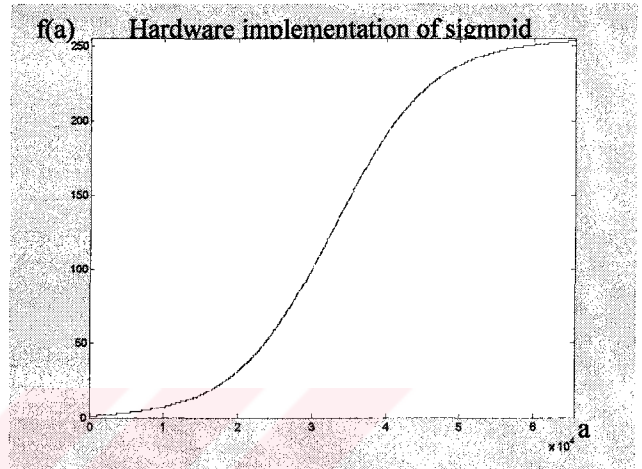


Figure 2. Sigmoid function implemented in hardware

Since the multiplier output is 16 bit wide in our design and Xess board provides of a 256 Kbytes Flash RAM, we have utilized this memory to realize the approximated activation function. Figure 2 shows piece wise linear approximation to the sigmoid. X-axis shows the addresses and the Y-axis show memory contents (or output of the neuron).

First column of Table 3 shows address and the second column shows the memory contents of the flash RAM in decimal. Since piece wise continuity, 64 K space is divided into 8 regions. Then each region is divided into 32 blocks that each block contains the same data. This binary data is generated by a computer program and then down loaded into the flash RAM in the board. Interconnections from FPGA to the flash memory are handled by the foundation tools provided by the producer.

Table 3. Approximation to the sigmoid with piece wise linear polynomial functions

INPUT	OUTPUT
0 .. 20012	0 .. 31
20013 .. 25568	32 .. 63
25569 .. 29420	64 .. 95
29421 .. 32767	96 .. 127
32768 .. 36115	128 .. 159
36116 .. 39967	160 .. 191
39968 .. 45520	192 .. 223
45521 .. 65536	224 .. 255

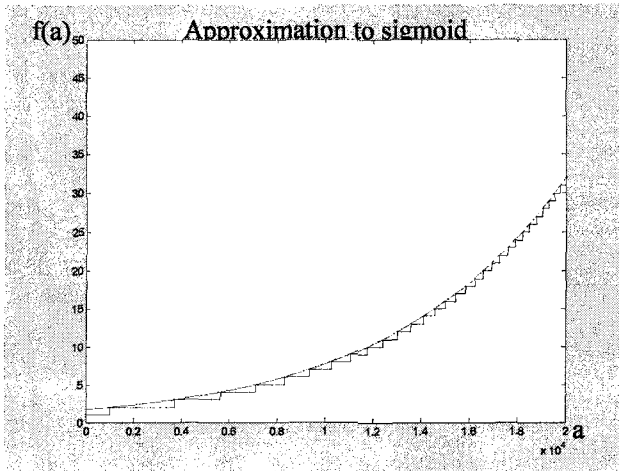


Figure 3. A part of the sigmoid function and hardware approximation

Figure 3 shows the comparison between the sigmoid and the hardware approximation in part. The graph shows that the hardware realization of the sigmoid function provides reasonable approximation for this function.

III. IMPLEMENTATION THE NEURON MODEL

The complete data path shown in Figure 4 corresponds to our neuron-model. Significant effort is put to the design to be modular and parametric so it can be easily expanded to a neural network. The design includes the following logic blocks: 8 bit multiplier, 16 bit adder, registers (W0, W1, W2, W3), 16 bit registers, 8 way 4 to 1 multiplexers, a decoder, a counter and a controller. We accommodate everything except activation function in Spartan II FPGA. Our implementation consumes a significant amount of resources but maintains speed. Activation function is implemented in the flash RAM located near the FPGA in the board.

The implementation platform was XSA-50 board produced by Xess Corporation. The board comes with two programmable chips on it: Xilinx Spartan 2 – XC2S50 FPGA and Xilinx XC9572 complex programmable logic device (CPLD). The board also includes 8 Mbytes SDRAM, 128 Kbytes flash RAM, 100 MHz. programmable oscillator, 4 DIP switches, 7 segment display and standard ports (parallel, PS/2 and VGA ports) to connect to a PC. Figure 4 shows the board. These FPGA, CPLD, oscillator, flash and SDRAM can be reached to download or upload from a PC via parallel port.

Most of the design was done in Verilog-HDL in gate level. Only the multiplier is designed in behavioral level. All individual parts of the design; registers, multiplier, adder, multiplexers, decoder and controller have been compiled and simulated separately. The control circuitry consists of a state machine that was designed through state flow diagrams (shown in Figure 5).

Resource allocation has been a central issue during the implementation because choices have to be made to optimize the design for both space and performance. Many researchers have chosen to focus on space efficiency to allow for larger circuits using serial processing schemes [7]. We concentrated on performance because XC2S50 FPGA provides 50,000 gates and

384 configurable logic blocks (CLB) that is more than what we needed. The number of IO for the model is 56 and available user IO pins for the FPGA is 176. Although some IO pins are lost due to board but it did not cause any problem to the implementation.

Before synthesizing the circuitry, the simulation is carried out by the Xilinx foundation software ModelSim XE. With the aid of this simulation tool, input values are defined for each module and the final result is observed at the last block. Figure 6 shows signals from different modules during the simulation.

Finally, the design was synthesized using Xilinx Project Navigator. This software does the fitting, place and route, timing, and generates the bit-stream that is used to program the chip. The design easily fit into XC2S50 FPGA using nearly 35% of the chip resources.

The maximum delay between flip-flops determines the clock frequency. Project Navigator provides this number for the designer based on the chip selected and the way the software did the place and route part of the design. The maximum clock frequency for this design is 74.305 MHz.

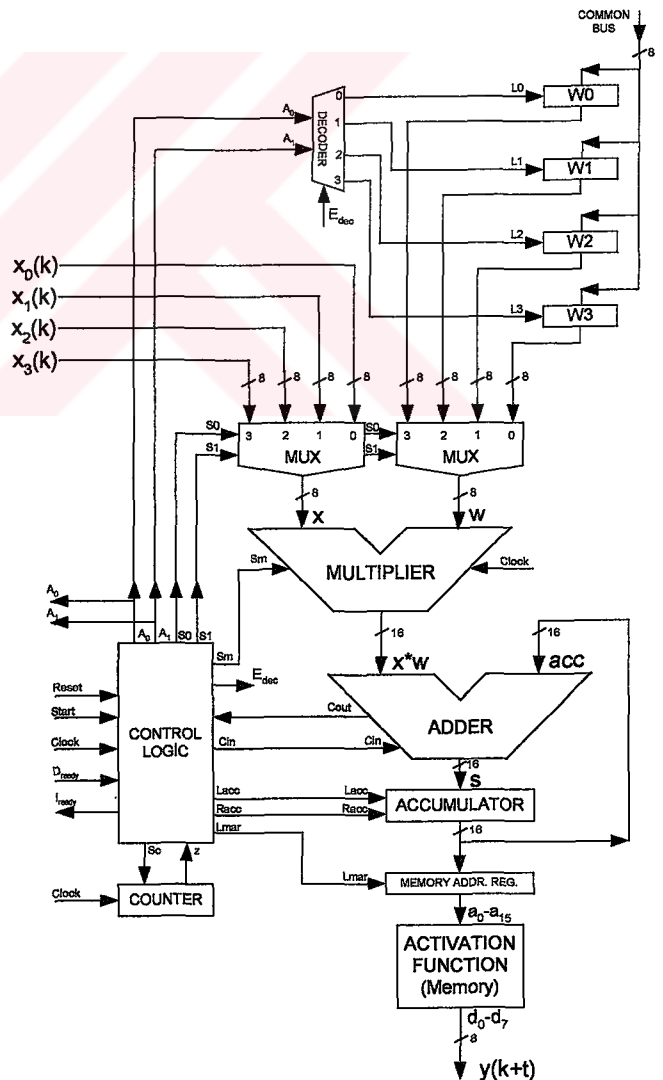


Figure 4. The data path of the neuron model.

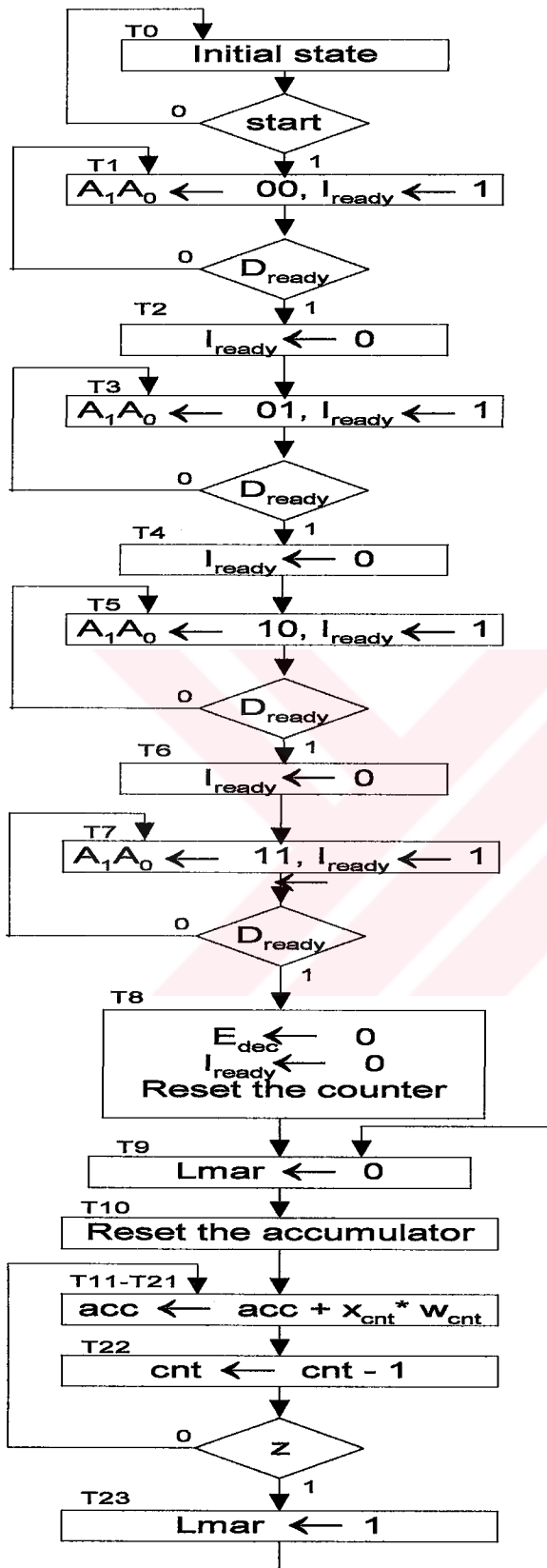


Figure 5: State flow diagram for controller

IV. CONCLUSION

In this work the neuron model is designed simulated and synthesized in Xilinx Spartan 2, XC2S50 FPGA. This is achieved using Xilinx foundation software packages and XSA-50 boards that instrumented with download and upload utilities. Design, simulations, programming the chip and refinements performed on the fly, and a complete working neuron model obtained.

Since learning achieved off line the system complexity dropped dramatically. However, a neuron can be trained off-line and then computed weights can be downloaded into chip before using it. The dedicated hardware with these weights will perform the desired functionality. New training can be done many times and each time a different functionality will be obtained.

Maximum effort is consumed to create a modular neuron model to be able to implement a neural network. Currently, we are working on fitting multiple neurons into one chip. We are planning to utilize more resources (e.g. flash RAM, SDRAM, and CPLD) on the Xess boards on next attempts. Our future research will continue in two ways:

1. Explore a way to implement learning algorithm(s) in the FPGA chips.
2. Explore technology and algorithms and find a way to implement multiple neurons in one FPGA.

ACKNOWLEDGEMENTS

This work has been carried out donated software and hardware (foundation software and Xess boards) by Xilinx.

REFERENCES

1. W.S. McCulloch, W. Pitts, A Logical Calculus of the Ideas Imminent in Nervous Activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, vol: 5, pp:115-133, 1943.
2. J.J. Blake, L.P. Maguire, T.M. McGinnity, B. Roche, L.J. McDaid, The Implementation of Fuzzy Systems, Neural Networks and Fuzzy Neural Networks using FPGAs, Information Sciences, vol: 112, pp. 151-168, 1998.
3. M.A. Ashour, H.I. Saleh, An Implementation Guide for Some Different Types of Serial-Parallel Multiplier structures, Microelectronics Journal, vol: 31, pp. 161-168, 2000.
4. H. Lee, G.E. Sobelman, Performance Evaluation and Optimal Design for FPGA-based Digit-Serial DSP Functions, Computers and Electrical Engineering, vol: 29, pp. 357-377, 2003.
5. M.M. Mano, Digital Design, Prentice/Hall International Inc., New Jersey, 1984
6. M. McKenna, B. Wilamowski, Implementing a Fuzzy System on a Field Programmable Gate Array, International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'01), pp. 189-194, Washington DC, July 15-19, 2001.
7. M. Gschwind, V. Salapura, O. Maisberger, Space Efficient Neural Net Implementation, In Proc. Of the Second International ACM/SIGDA Workshop on Field Programmable Gate Arrays, Berkeley, CA, Feb. 1994.
8. A. Nelson, T. Marcelo, Custom Architectures for Fuzzy and Neural Networks Controllers, Journal of Computer Science and Technology, Vol: 2, No:7, pp: 9-15, 2002.

Ek2: Finding the Composition of Gas Mixtures by a Phthalocyanine Coated QCM Sensor Array and an Artificial Neural Network

A. Özmen¹, F. Tekce¹, M. A. Ebeoğlu^{1,3}, C. Taşaltın³ and Z.Z. Öztürk^{2,3}

¹Department of Electrical and Electronics Engineering, Dumlupınar University, Kütahya, 43100, TURKEY

²Department of Physics, Gebze Institute of Technology, PO Box 141, 41400 Gebze-Kocaeli, TURKEY

³TUBITAK, Marmara Research Center, Materials and Chemical Tech. Res. Inst., PO Box 21, 42470 Gebze-Kocaeli, TURKEY

Abstract

This paper presents a system which is made of an array of 8 phthalocyanine coated QCM sensors and an ANN to find the corresponding composition of a gas mixture. The digital data collected from the sensor responses were preprocessed by a sliding window algorithm, and then used to train a three layer ANN to determine the gas compositions. The system is tested with the following gas mixtures: (1) Ethanol-acetone, (2) Ethanol- trichloroethylene, (3) Acetone-trichloroethylene. The success rate of the system in identifying the constituent component amounts is 60.9% and 90.9%. Similarly, overall average prediction error is 24.1%.

1. Introduction

The analysis of a mixture of gases represents one of the main objectives of current research in the sensor field. The problem can be solved by either adopting highly selective sensors or using an array of sensors, which are scarcely selective, incorporated with a data-analysis technique. An array of Quartz Crystal Microbalances (QCM) also called acoustic sensors are widely used for detecting the change of resonant frequency of each sensor as a function of gasses. Over the past 15 years, a lot of important work has been done on developing gas recognition systems from its smell using pattern recognition algorithms, principal component analysis, neural networks and fuzzy logic systems [1, 2].

In this work, an array of eight Quartz Crystal Microbalances (QCM)s are used as sensor system to measure the mixed gas attributes. Firstly, signals from the sensor array in response to gas mixtures were preprocessed by a sliding window algorithm to obtain a valid data set. Then, this data is used to train a three layer artificial neural network (ANN), and later any digital data from sensor array is applied to the ANN to find the corresponding composition of the gas mixture. During the study, three different gas mixtures were analyzed: (1) ethanol and acetone, (2) ethanol and trichloroethylene, (3) acetone and trichloroethylene. Each experiment includes purging phase and application of gas mixture phase sequentially, which takes about 165 minutes for measurement of five different gas compositions. Figure 1 shows a schematic view of the experimental setup. The gas compositions were obtained changing one of the constituent gas amount in five times, and holding the other's fixed.

2. Experimental

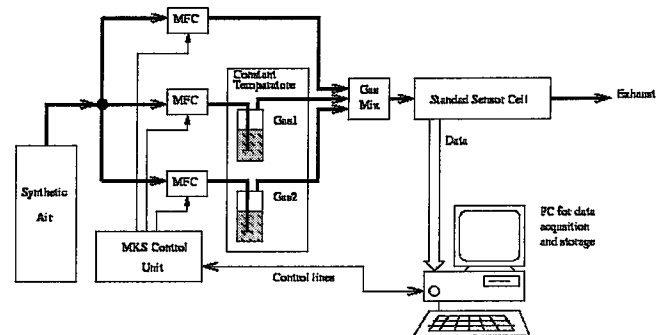


Figure 2. Schematic view of the experimental setup

Table 2 shows compositions of mixtures of ethanol, trichloroethylene and acetone used in this work. Some of the data shown in the Table 1. are used for training the artificial neural network and the rest is used for the determination of the success rate. Those without the t sign were used for the training of the network.

The data logger records the frequency differences Δf of each sensor in every 3-4 seconds in the system shown in Figure 1. A great amount of raw data is collected via sensor system for each experiment. As an example, Figure 1.1. shows the sensor-3 response for acetone and trichloroethylene mixture. In Figure 1.1., each ripple represents a different gas composition; lower level of the ripples show sensor cleaning phases (purging) and upper level show gas introduction phases.

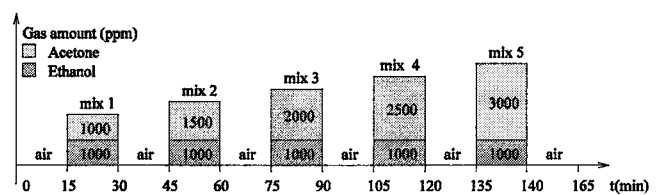


Figure 2.1. Obtaining different mixtures by holding the amount of ethanol fixed and changing the amount of acetone. Figure shows experiment 3 in Table 2

When a gas mixture is introduced, each sensor responds in a characteristic way by drifting from its center frequency. This drift shows differences among the sensors even in purging phase, which is called "base line". Hence, each sensor has a different base line: For example, the sensor-3 has a baseline around 2340 Hz. Δf s shown in the Figures are distance to the 10 MHz. center frequencies of the sensor crystals.

Table 2. Compositions of three different gas combinations: (i) Acetone and Ethanol, (ii) Acetone and Trichloroethylene, (iii) Ethanol and Trichloroethylene

Experiment		Gas Composition (ppm)				
(i)	(ii)	(i) Acetone : Ethanol			(ii) Acetone : Trichloroethylene	
1	6	250:1000	250:1500	250:2000	250:2500	250:3000
2	7	500:1000 ^t	500:1500	500:2000	500:2500 ^t	500:3000
3	8	1000:1000	1000:1500	1000:2000	1000:2500	1000:3000
4	9	2000:1000 ^t	2000:1500	2000:2000	2000:2500 ^t	2000:3000
5	10	3000:1000	3000:1500	3000:2000	3000:2500	3000:3000
(iii)						
	11	250:550	250:1650	250:2200	250:2750	250:3300
	12	500:550 ^t	500:1650	500:2200	500:2750 ^t	500:3300
	13	1000:550	1000:1650	1000:2200	1000:2750	1000:3300
	14	2000:550 ^t	2000:1650	2000:2200	2000:2750 ^t	2000:3300
	15	3000:550	3000:1650	3000:2200	3000:2750	3000:3300

The data shown in Figure 3 is spiky and includes purging phase of sensors which must be removed to obtain valid data. The spikes are rounded using a sliding window algorithm with a window size of 50. The sliding window is an iterative approach, and holds 50 samples at a time from a sequence of interest. The sequence is made up with sensor data for our experiments. While the window slides from left to the right hand side over the sequence, it calculates the moving average of the samples except purging phases. The Figure 4 shows the filtered sensor responses.

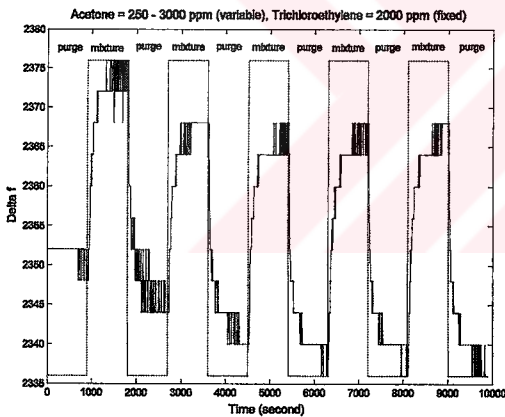


Figure 3. Sensor 3 response for variable concentration of acetone and fixed trichloroethylene

In the next step, a maximum number for each mixture is calculated and assigned as representative number. This is because the most real measurement occurs when the sensor is saturated, or actual Δf samples must be taken when the curve starts becoming horizontal. Hence, we picked the maximum numbers from filtered graphs as a representative Δf measurement for a composition. Five data (Δf) are obtained for each sensor during one experiment. This maximum numbers are shown with vertical lines in the Figure 4.

Once the representative Δf s are obtained for each sensor and each composition, than a surface is plotted for each sensor; putting ppm amounts of one constituent gas

in x axis, and the other gas in y axis and Δf in z axis. An example plot is shown in Figure [5]. These figures contain behavioral information about the sensor responses, and they are important to decide whether sensor outputs are linear or not according to constituent gas amounts. After examination, it is seen that the surfaces are not linear and can not be parameterized in any way.

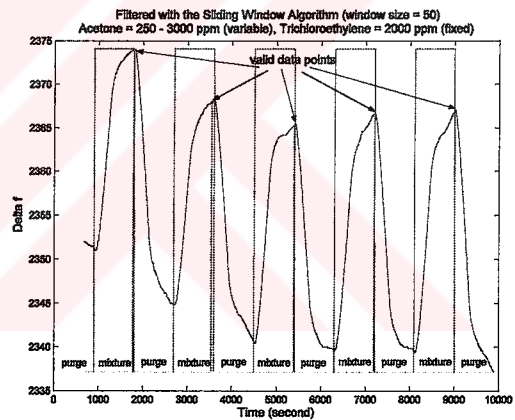


Figure 4. Sensor 3 response with the sliding window algorithm with a size of 50

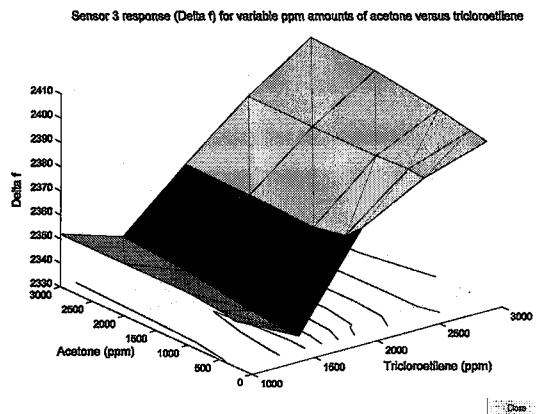


Figure 5. The sensor-3 output is plotted according to different gas mixtures and different compositions.

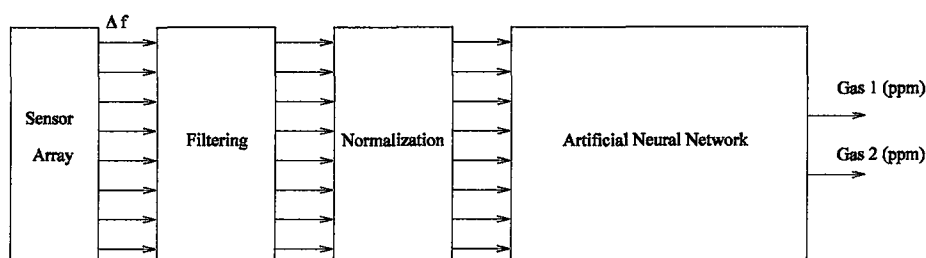


Figure 6. Data processing system.

Table 2. Test results: ANN predictions and errors for the predictions.

Gases in mixture(ppm)			ANN Predictions (ppm)		Prediction Error	
Acetone	Ethanol	Trichloroe.	Gas 1	Gas 2	Gas 1	Gas 2
-	500	550	546.74	531.04	9.5%	3.5%
500	1000	-	770.05	971.11	54%	2.89%
500	-	1000	549.85	1183.30	9.9%	18.3%
-	500	2200	562.14	2133.90	3.0%	12.4%
500	2500	-	1268.80	2563	153.7%	2.5%
500	-	2500	434.71	2579.00	13.1%	3.2%
-	2000	550	2095.40	527.22	4.8%	4.1%
2000	1000	-	5252.00	1309.80	162.6%	31.0%
2000	-	1000	2101.50	1081.20	5.1%	8.1%
-	2000	2200	2286.00	2283.90	3.8%	14.3%
2000	2500	-	2998.60	2443.30	49.9%	2.3%
2000	-	2500	2001.70	2681.90	0.1%	7.3%

3. Results and Discussion

Since artificial neural networks are non-parametric methods and do not require linearity of sensor responses, a back propagation neural network was used composed one hidden layer to discriminate between different samples. The number of neurons in the input, hidden and the output layers are 8, 30 and 2 respectively. The training data for the ANN is obtained from sensor system during the experiments given in Table 1. When the data examined, it is seen that Δf takes values between 2340 – 2408 Hz. for this particular example. However, the level of the inputs to the ANN should be arranged between 0 and 1, hence, a level adjustment for each sensor response was performed by dividing them with the maximum Δf . Figure 6 shows data processing system used in this work.

4. Conclusions

As a result, we have demonstrated that finding the compositions of gas mixtures using an array of QCM sensors and ANN is possible. The success rate in identifying the constituent component amounts of the approach 60.9% for gas 1, 90.9% for gas 2. Similarly, average prediction errors are 39.1% for gas 1, 9.1% for gas 2 and 24.1% overall. The test results are shown in Table 2.

Although the system developed in this work is applicable only when a gas mixture belongs to the certain specified categories, however, it can be expanded toward the successful identification of gas species and

determination of its concentration in a gas mixture by using different kinds of sensor arrays.

Acknowledgments

Place acknowledgments here, if needed.

References

- Gardner, J.W., Detection of vaporous and odors from a multi-sensor array using pattern recognition. Part 1. Principal component and cluster analysis. Sensors and Actuators B. Vol. 4 (1991) 109-115
- Dutta, R., Hines, E.L., Gardner, J.W., Kashwan, K.R., Bhuyan, M., Tea Quality Prediction Using a Tin Oxide-based Electronic Nose, An Artificial Intelligence Approach. Sensors and Actuators B. Vol. 94 (2003) 228-237.