



67821

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
YÜKSEK ÖĞRETİM KURULU  
DOKÜMANTASYON MERKEZİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**GÜÇ SİSTEMİNDE DURUM KESTİRİMİNİN  
KÖTÜ VERİ TESPİTİ, TANIMLANMASI VE  
YOK EDİLMESİ İÇİN ÖN TAHMİN FİLTRESİNİN  
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TASARIMI**

  
Prof. Dr. İ. Nusret Yükselen

  
Prof. Dr. Selim AY

**Elek. Müh. Mehmet UZUNOĞLU**

F.B.E. Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalında  
hazırlanan

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Celal KOCATEPE



**İSTANBUL, 1997**

**GÜÇ SİSTEMİNDE DURUM KESTİRİMİNİN KÖTÜ VERİ TESPİTİ,  
TANIMLANMASI VE YOK EDİLMESİ İÇİN ÖN TAHMİN FİLTRESİNİN  
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TASARIMI**

( Mehmet UZUNOĞLU )

( Elektrik Müh. Anabilim Dalı )

**ANAHTAR KELİMELELER:** Durum Kestirimi; Kötü Veri Tespiti, Tanımlanması ve Yok Edilmesi; Güç Sistemleri; Yapay Sinir Ağları; SCADA.

**ÖZET**

Bilindiği gibi elektrik enerjisine olan ihtiyaç, her geçen gün artmaktadır ve buna paralel olarak da enerji sistemi sürekli büyümektedir. Enerji sistemindeki bu büyümenin karşılanması esnasında üretim, iletim ve dağıtım sistemleri de bu büyümeden aynı şekilde etkilenmektedir. Üretilen elektrik enerjisinin sorunsuz bir enerji olarak sunulması için, üretimden tüketim noktasına kadar her safhasında çeşitli ölçme, koruma ve kontrol işlemlerine tabi tutulması gerekmektedir. Ölçme işlemlerinde elde edilen veriler ise bir takım hataları içermektedir. Hatalı verilerin tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi çalışmaları; güç sisteminin her geçen gün büyümesi ve otomasyonun yaygınlaştırılması çalışmaları ile birlikte karşımıza çıkmaktadır.

Bu çalışmada, yukarıda sözü edilen durum kestiriminde hatalı verilerin tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi için bir ön tahmin filtresi tanımlanmıştır. Bu filtrenin tasarımında geriye yayılım algoritmaları yapay sinir ağları kullanılmıştır.

Çalışmamızın her bir bölümünde verilen konular genel olarak şu şekilde özetlenebilir;

1. Bölümde, güç sistemlerinde durum kestirim analizi ile bu analizde verilerin elde edildiği SCADA sistemi tanıtılmış ve analiz yöntemlerine değinilmiştir.

2. Bölümde, SCADA sisteminden elde edilen verilerdeki (ölçüm değerlerindeki) hatalı verilerin tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi ile ilgili bilgiler verilmiş olup, daha iyi anlaşılması açısından örneklerle açıklanmıştır.
3. Bölümde, çalışmamızda tasarladığımız ön tahmin filtresinin gerçekleştirilmesinde kullandığımız yapay sinir ağları tanıtılmış, bununla ilgili model ve şekiller verilmiştir. Yine bu bölümde yapay sinir ağlarında eğitime algoritmaları ve öğrenme kuralları hakkında bilgi verilmiştir.
4. Bölümde, daha önceki bölümlerde verilen durum kestirimi, kötü veri tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi çalışmaları ile yapay sinir ağları birleştirilerek bir ön tahmin fitresi tasarımı gerçekleştirilmiştir.
5. Bölümde, gerçekleştirilen ön tahmin filtresinin, örnek bir sistem üzerinde sayısal uygulaması yapılmış ve sonuçlar listelenmiştir. Yapay sinir ağları ile yapılan tasarımdan elde edilen bu sonuçların diğer yöntemlerle karşılaştırılması yapılmış ve ortaya çıkan katkılar değerlendirilmiştir.

## İÇİNDEKİLER

ÖZET	V
SUMMARY	VI
1. BÖLÜM	
GÜÇ SİSTEM ANALİZİNDE DURUM KESTİRİMİ	
1.1 Giriş	1
1.2 SCADA Sistemi	2
1.3 Durum Kestirim Analizi	3
1.3.1 En Küçük Kareler Yöntemi	4
1.3.2 İstatistikler, Hatalar ve Kestirimler	8
1.3.3 AC Güç Sistemi Durum Kestirimi	10
2. BÖLÜM	
HATALI VERİ TESPİTİ, TANIMLANMASI VE YOK EDİLMESİ	
2.1 Giriş	13
2.2 Ölçüm Gürültüsü	13
2.3 Ölçüm Hataları	13
2.4 Ölçüm Hatalarının Tespit Edilmesi, Tanımlanması ve Yok Edilmesi	14
2.5 Örneklerle Hatalı Verilerin Tespit Edilmesi, Tanımlanması ve Yok Edilmesinin Gösterimi	19
3. BÖLÜM	
YAPAY SİNİR AĞLARI	
3.1 Giriş	31
3.2 Tarihsel Gelişimi	32
3.3 YSA' nın Tanımı ve Modeli	33

3.3.1	YSA' nın Tanımı	33
3.3.2	Nöronun Biyolojik Yapısı ve Nöron Modeli	34
3.4	YSA' nın Yapısı ve İşlem Elemanı	36
3.4.1	Giriş İşareti Sınıfları	37
3.4.2	Bağlantı Geometrileri	39
3.4.3	Ağ Tipleri	40
3.4.4	Eşik Fonksiyonları	40
3.4.5	Ağırlık Uzayı	42
3.5	YSA' da Eğitim	44
3.5.1	Eğitim Algoritmaları	44
3.5.2	Bellek	45
3.5.3	Hata Toleransı	46
3.5.4	YSA Kullanımının Sebepleri	47
3.5.5	YSA' nın Klasik Yazılımlar ile Karşılaştırılması	47
3.6	Öğrenme Kuralları	48
3.6.1	Perceptron ( İdrak, Almaç )	49
3.6.2	Çok Katmanlı Perceptron ( Multi-Layer Perceptron )	51
3.6.3	Hatanın Geriye Yayılım Algoritması ve Genelleştirilmiş Delta Kuralı	53
3.6.4	Öğrenme ve Momentum Katsayıları	57
3.7	YSA' nın Güç Sistemlerine Uygulamaları	58

#### 4. BÖLÜM

#### DURUM KESTİRİMDE KÖTÜ VERİ TESPİTİ, TANIMLANMASI VE YOK EDİLMESİ İÇİN ÖN TAHMİN FİLTRESİNİN YSA İLE TASARIMI

4.1	Giriş	59
4.2	Tasarımda Kullanılan Yöntem ( YSA ve Verilerin İşlenmesi )	60
4.2.1	Tasarlanan Ölçüm Kestirimcisinin Yapısı	61
4.2.2	Eğitim İşlemi	62
4.2.3	Tasarlanan Ölçüm Taksimi Tekniği	64

4.2.4	Kötü Veriyi Tespit Etme ve Tanımlama Metodu	65
4.2.5	Kötü Veriyi Deęiřtirme	66
5. BÖLÜM		
	SAYISAL UYGULAMA	68
	SONUÇ VE ÖNERİLER	75
	KAYNAKLAR	77
	ÖZGEÇMİŐ	80



## TEŐEKKÜR

Tezimin hazırlanması sırasında yardımlarını esirgemeyen sayın hocam Doç. Dr. Celal KOCATEPE' ye, Elektrik Tesisleri Anabilim Dalı Başkanı sayın hocam Prof. Dr. Hüseyin ÇAKIR' a, TEAŐ İletişim Kontrol ve Otomasyon Dairesi Başkanlığı Sistem Araştırma ve Kontrol Müdürlüğündeki sayın Yük. Elektrik Mühendisi Bahadır UÇAN'a, çalışmalarımnda bana her zaman destek olan sevgili eşime, beni yetiştiren fedakar anne ve babama, desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen arkadaşlarıma ve büyüklerime teşekkürü borç bilirim.

Mehmet UZUNOĐLU  
İSTANBUL, 1996

## ÖZET

Bilindiği gibi elektrik enerjisine olan ihtiyaç, her geçen gün artmaktadır ve buna paralel olarak da enerji sistemi sürekli büyümektedir. Enerji sistemindeki bu büyümenin karşılanması esnasında üretim, iletim ve dağıtım sistemleri de bu büyümeden aynı şekilde etkilenmektedir. Üretilen elektrik enerjisinin sorunsuz bir enerji olarak sunulması için, üretimden tüketim noktasına kadar her safhasında çeşitli ölçme, koruma ve kontrol işlemlerine tabi tutulması gerekmektedir. Ölçme işlemlerinde elde edilen veriler ise bir takım hataları içermektedir. Hatalı verilerin tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi çalışmaları; güç sisteminin her geçen gün büyümesi ve otomasyonun yaygınlaştırılması çalışmaları ile birlikte karşımıza çıkmaktadır.

Bu çalışmada, yukarıda sözü edilen durum kestiriminde hatalı verilerin tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi için bir ön tahmin filtresi tanımlanmıştır. Bu filtrenin tasarımında geriye yayılım algoritmaları yapay sinir ağları kullanılmıştır.

Çalışmamızın her bir bölümünde verilen konular genel olarak şu şekilde özetlenebilir;

1. Bölümde, güç sistemlerinde durum kestirim analizi ile bu analizde verilerin elde edildiği SCADA sistemi tanıtılmış ve analiz yöntemlerine değinilmiştir.
2. Bölümde, SCADA sisteminden elde edilen verilerdeki (ölçüm değerlerindeki) hatalı verilerin tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi ile ilgili bilgiler verilmiş olup, daha iyi anlaşılması açısından örneklerle açıklanmıştır.
3. Bölümde, çalışmamızda tasarladığımız ön tahmin filtresinin gerçekleştirilmesinde kullandığımız yapay sinir ağları tanıtılmış, bununla ilgili model ve şekiller verilmiştir. Yine bu bölümde yapay sinir ağlarında eğitime algoritmaları ve öğrenme kuralları hakkında bilgi verilmiştir.
4. Bölümde, daha önceki bölümlerde verilen durum kestirimi, kötü veri tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi çalışmaları ile yapay sinir ağları birleştirilerek bir ön tahmin filtresi tasarımı gerçekleştirilmiştir.
5. Bölümde, gerçekleştirilen ön tahmin filtresinin, örnek bir sistem üzerinde sayısal uygulaması yapılmış ve sonuçlar listelenmiştir. Yapay sinir ağları ile yapılan tasarımdan elde edilen bu sonuçların diğer yöntemlerle karşılaştırılması yapılmış ve ortaya çıkan katkılar değerlendirilmiştir.



## **SUMMARY**

The need for electrical energy is increasing every day and in parallel to this, energy system is also enlarging. While satisfying this enlargement, production, transmission and distribution systems are affected from this increase. In order to offer problem-free electrical energy -from production to consumption- several measurement, protection and control procedures are needed. Data gathered by measurement comes with some errors. By means of the enlargement of the power system and widely usage of automation, bad data detection, identification and elimination studies are confronted.

In this paper, a preestimation filter for detection, identification and elimination of bad data in state estimation is designed as mentioned above. In the design of this filter, a neural network using back propagation algorithm is established.

Main topics of this paper can be summarized as follows:

In the first chapter, state estimation analysis in power systems and data gathering system (SCADA) is introduced and analysis methods are stated.

In the second chapter, data gathered from the SCADA system (measurement values) for detection, identification and elimination of bad data are given and then explained by examples to be understood easily.

In the third chapter, neural network used in preestimation filter which is designed for this study is introduced and corresponding models and figures are given.

In the fourth chapter, a preestimation filter is designed by combining the mentioned state estimation and bad data detection, identification and elimination studies with the neural network.

In the fifth chapter, the designed preestimation filter is numerically applied on a sample system and then the results are listed. Results gained by the neural network are compared with the ones gained by the other methods and the advantages and of the former are taken into account.

# 1.BÖLÜM

## GÜÇ SİSTEM ANALİZİNDE DURUM KESTİRİMİ

### 1.1 Giriş

Elektrik enerjisinin sürekliliği ve güvenilirliği açısından sistemde çeşitli ölçme, koruma ve kontrol işlemleri gerekmektedir. Bu işlemler kontrol merkezlerinin görevleri arasındadır. Durum kestirimcisi de enerji kontrol merkezlerinin en önemli parçalarından birisidir.

Günden güne büyüyen ve bir arada çok sayı ve çeşitte elemandan oluşan ulusal enterkonnekte elektrik şebekesinin işletilmesinde salt insan çabası yetersiz kalmaktadır. Ulusal enterkonnekte elektrik şebekesinin daha etkin bir şekilde işletilmesi ve böylece daha güvenilir ve kaliteli elektrik enerjisinin en ekonomik bir şekilde sağlanması için ulusal yük dağıtım sistemiyle trafo merkezleri ile şebekeye bağlı santrallerin izlenerek kontrolü amaçlanır.

Üretim ve iletim sisteminin seçici görüntülemesinin ekonomik olarak aktarılması ve yük frekansı kontrolü için gerekli olan bilgi sağlanır. Bununla beraber, çok yakın bir zamanda, enterkonnekte güç şebekeleri daha karmaşık hale gelmiştir ve sistemi güvenli bir şekilde çalıştırma daha zorlaşmıştır. Büyük sistem hatalarından ve bölgesel güç kesintilerinden korunmak için, elektrik şebekeleri enerji kontrol merkezindeki bilgisayar-tabanlı sistemler, sistem ağının üzerinden geniş çaplı denetleyici kontrol mekanizması ve veri toplama metodu (SCADA) ile desteklenmiştir. Oluşturulan bilgi bankası, mevcut malzeme hataları ve iletim hattı kayıpları meydana gelirse, sistemi nasıl koruyacağını tespit etmek için sistemi ekonomik olarak çalıştırma ve diğer durumları elde etmede birkaç tane uygulama programı için tahsis edilir (Sevaioğlu, 1982).

Herhangi bir koruma önlemi alınmadan veya kontrol elemanları yerleştirilmeden önce sistemin mevcut durumunun gerçek bir kestirimi yapılmalıdır. Bu amaç için, fiziksel ölçümlerin sayısı sadece alışlagelmiş güç akış hesaplamalarını yapabilmek için gerekli

sayıyla sınırlamaz. Klasik güç akış programının girişleri, yük baralarında P,Q değerleri ve gerilim kontrollü baralarda P,  $|V|$  değerlerine atanır ve bu girişlerin biri belli değilse klasik güç akış çözüm metoduyla çözüm elde edilemez (Monticelli, 1989). Daha da önemlisi giriş değişkenlerinin biri veya daha fazlasında büyük hatalar güç akışından elde edilen sonuçları kullanışsız hale getirebilir.

Burada geliştirilen tekniklerle, gerçek zaman güç akış hesaplamaları veya on-line sistem güvenlik tahmini için kullanılmadan önce sistem durumunun bir kestirimini nasıl olduğunun sayısal ölçüsünü görmemizi sağlar.

## 1.2 SCADA Sistemi

SCADA, kontrol merkezlerindeki operatörler ve diğer uygulama programları ve diğer uygulama programları tarafından ihtiyaç duyulan verileri uzak terminal birimleri aracılığı ile toplayan ve bunların gönderdiği komutları istasyonlara ileten uygulamadır. SCADA, ulusal yük dağıtım sisteminin en temel fonksiyonudur (Uçan ve Şahsuvaroğlu, 1994).

SCADA'dan gelen ölçümler hata içerirler. Bu hatalı ölçümlerin başlıca nedenleri şunlardır;

- Transdüser, akım ve gerilim trafosu gibi ölçü teçhizatı ile analog-digital çeviricilerden kaynaklanan hatalar,vb.
- Fazlardan farklı yüklerin geçmesi.
- Telemetre sisteminde meydana gelen arızalar veya geçici durumlardan kaynaklanan hatalar.

Ayrıca ölçümlerin yapılış zamanları arasında da farklar bulunur. Gerçek zaman şebeke uygulaması şu fonksiyonlardan oluşmaktadır;

- Bağlantı işlemcisi,
- Gözlenebilirlik analizi,

- Bara yük tahmini,
- Durum kestirimi,
- Hata tespit etme ve tanımlama,
- Durum izleyicisi,
- Ceza faktörleri hesaplama.

RTNET uygulaması SCADA'dan gelen gerçek zaman verileri, şebeke modelleri ve operatörün elle girdiği verileri kullanarak; Modellenen şebeke elemanların, bağlantı ve enerjilenme durumunun kaydını tutar, bütün şebeke analiz fonksiyonları ve tek hat şemaları tarafından şebeke bara yapısını oluşturur, şebeke elemanlarının gerilim ve güç (MW, MVAR ve MVA) limitlerini izler ve operatörlere bildirir, ölçüm ve model hatalarını belirler ve standart sapmalarını hesaplar, gerçek zaman şebekesinin mümkün olduğu kadar hatalardan arındırılmış durumunu sağlar ve zamana bağlı sistem yükü ve dağılım modelleri ile ayırıcı/kesici durumu modellerini sağlar (Uçan, 1993).

### 1.3 Durum Kestirim Analizi

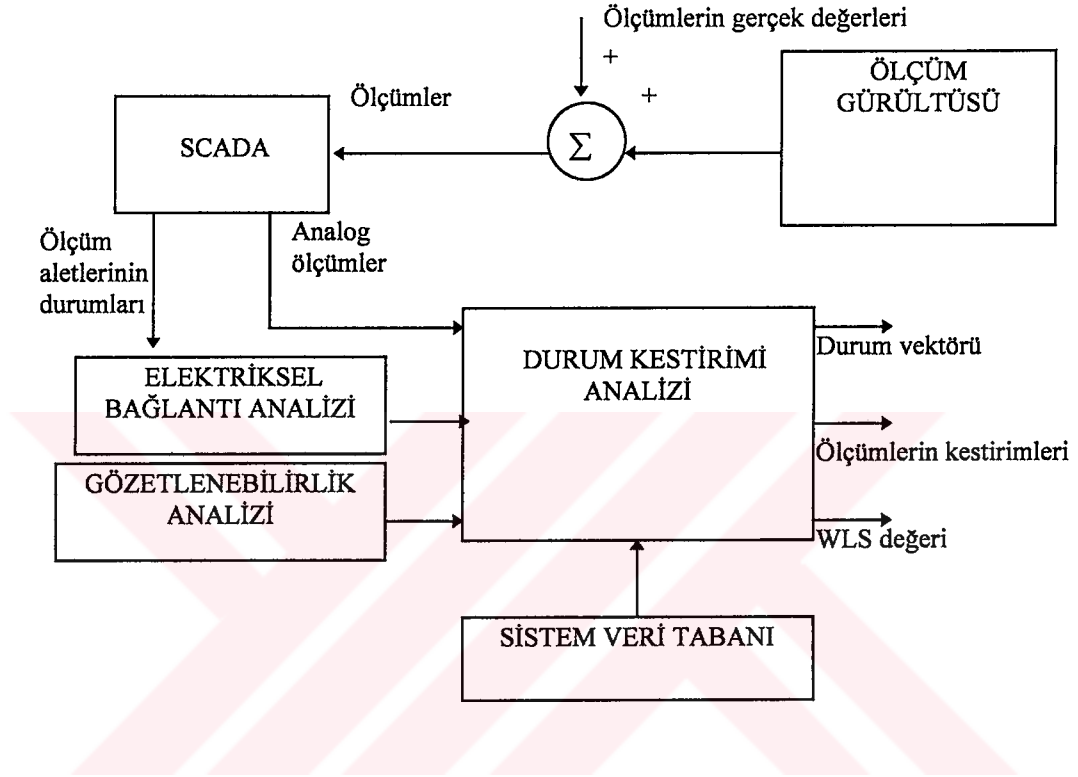
Durum kestirimi SCADA'dan gelen ölçümler, bağlantı işlemcisi tarafından oluşturulan bara yapısı, modellenmiş veriler ve elle girilen değerleri kullanarak gözlenebilir şebekenin durum değişkenlerini ( bara gerilimleri ve açıları ) ve diğer değişkenleri (hat akışları, vb) hesap eder (ESCA, 1984).

Durum kestirimi işleminin temel amaçları;

- Şebeke durumunu ( tüm baraların gerilim genlikleri ve açılarını ) hesaplamak,
- Bulunan bu şebeke durumundan faydalanarak, şebekenin diğer bilinmeyenlerini hesap etmek,
- Giriş bilgilerindeki, yani SCADA'dan gelen ölçüm bilgilerini ve şebeke modelindeki hataları tespit etmek,

- Şüpheli ölçümlerin çözümdeki ağırlıklarını azaltarak, tamamen hatalı ölçümlerin ağırlıklarını sıfıra indirerek mümkün olduğunca hatalardan arındırılmış bir çözüm bulmaktır.

Durum kestirim analizinin SCADA sistemindeki yeri ve bağlantı durumları Şekil 1.1' de genel hatlarıyla ifade edilmiştir.



Şekil 1.1 Durum kestirim analizinin genel gösterimi.

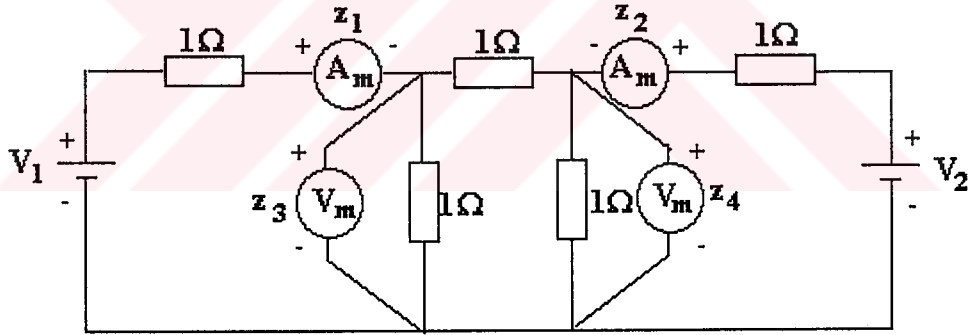
### 1.3.1 En Küçük Kareler Yöntemi

Elektrik güç iletim sisteminde gerçek güç, reaktif güç, gerilimler ve akımların herbirini ayrı ayrı ölçmek için wattmetreler, varmetreler, voltmetreler ve ampermetreler kullanılır. Bu analog büyüklükler, sistemin trafo merkezi ve güç santrallarının baralarına, hatların üzerine tesis edilen akım ve gerilim transformatörleriyle (veya diğer eşdeğer aletlerle) ölçülür. Analog büyüklükler transdüserler ve analog-dijital dönüştürücülerin içinden geçer ve sonra da digital çıkışlar muhtelif telekomünikasyon hatları üzerindeki enerji kontrol merkezi için ölçülür (Grainger and Stevenson, 1994). Enerji kontrol merkezince

alınan bilgi, sistemin o andaki durumunu sistem operatörlerinin bildirmesi için, bilgisayarla sağlanmaktadır. Elde edilen veri daima kaçınılmaz yanlışlıklar içerir. Çünkü fiziksel ölçümlerde (nümerik hesaplamaların aksine) rastgele hataların veya gürültünün olmaması düşünülemez. Bu hatalar istatistiksel bir anlayışla belirlenebilir ve ondan sonra ya makul olarak kabul edilir yada belirli ölçümlerin doğruluk sınırını aşması halinde reddedilir.

Gürültüden dolayı fiziksel büyüklüklerin doğru değerleri asla bilinemez, fakat biz bilinmeyen büyüklüklerin mümkün olan en iyi kestirimlerin hesaplanmasının nasıl yapılacağını aksettirmek zorundayız. En küçük kareler yöntemi, iki veya daha fazla büyüklük arasında “en uygun” ölçülen veriyi tespit etmek için kullanılır. Burada örnek olarak hatalar içeren dc ölçümlerin basit bir kümesini metodumuza uygulayalım;

Herbiri  $1\ \Omega$ ’luk 5 omik dirençli ve bilinmeyen değerleri kestirilmiş  $V_1$  ve  $V_2$  iki gerilim kaynaklı basit bir dc devre Şekil 1.2’ de gösterilmiştir.



Şekil 1.2  $z_1$  ve  $z_2$ ’ yi ölçen iki ampermetre ( $A_m$ ) ile  $z_3$  ve  $z_4$ ’ ü ölçen iki voltmetreden ( $V_m$ ) oluşan basit bir dc devresi.

Ölçüm kümesi ampermetrelerden okunan  $Z_1$  ve  $Z_2$  ve voltmetrelerden okunan  $Z_3$  ve  $Z_4$ ’ü içerir. Z sembolü genellikle ölçümler için kullanılır ve X sembolü kestirimi yapılan büyüklükler için kullanılır. Temel devre analizi üzerine kurulan sistem modeli  $X_1=V_1$  ve

$X_2=V_2$  doğru (fakat bilinmeyen) kaynak gerilimleri ve şebeke parametreleri açısından ölçülmüş büyüklüklerin doğru değerlerini ifade eder.

### Örnek 1.1

Şekil 1.2' deki dc devrede ölçü aletlerinden okunanlar ;  $z_1=9.01A$ ,  $z_2=3.02A$ ,  $z_3=6.98V$  ve  $z_4=5.01V$ 'dir. Ampermetrelerin, voltmetrelerden daha doğru olarak ölçüm sonuçları verdiğini varsayarsak, ölçüm ağırlıklarına sırasıyla  $W_1=100$ ,  $W_2=100$ ,  $W_3=50$  ve  $W_4=50$  değerlerini atayabiliriz.  $V_1$  ve  $V_2$  gerilim kaynaklarının ağırlıklı en küçük kareler kestirimini belirleyelim.

*Çözüm:*

Ölçülmüş akımlar ve gerilimler, bilinen süperpozisyon devre analizi kullanımıyla iki gerilim kaynağı açısından ifade edilebilir. H matrisinin katsayıları;

$$H = \begin{bmatrix} 0.625 & -0.125 \\ -0.125 & 0.625 \\ 0.375 & 0.125 \\ 0.125 & 0.375 \end{bmatrix}$$

$$H^T W = \begin{bmatrix} 0.625 & -0.125 & 0.375 & 0.125 \\ -0.125 & 0.625 & 0.125 & 0.375 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 100 & . & . & . \\ . & 100 & . & . \\ . & . & 100 & . \\ . & . & . & 100 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 62.50 & -12.50 & 18.75 & 6.25 \\ -12.50 & 62.50 & 6.25 & 18.75 \end{bmatrix}$$

ve bu sonuçlar kullanarak G simetrik kazanç matrisi şu şekilde elde edilir;

$$G = H^T W H = \begin{bmatrix} 62.50 & -12.50 & 18.75 & 6.25 \\ -12.50 & 62.50 & 6.25 & 18.75 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.625 & -0.125 \\ -0.125 & 0.625 \\ 0.375 & 0.125 \\ 0.125 & 0.375 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 48.4375 & -10.9375 \\ -10.9375 & 48.4375 \end{bmatrix}$$

Nümerik değerlerin yerine konulmasıyla

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} &= G^{-1}H^T Wz = \begin{bmatrix} 48.4375 & -10.9375 \\ -10.9375 & 48.4375 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 62.50 & -12.50 & 18.75 & 6.25 \\ -12.50 & 62.50 & 6.25 & 18.75 \end{bmatrix} z \\ &= \begin{bmatrix} 0.0218 & 0.0049 \\ 0.0049 & 0.0218 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 62.50 & -12.50 & 18.75 & 6.25 \\ -12.50 & 62.50 & 6.25 & 18.75 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1.2982 & 0.0351 & 0.4386 & 0.2281 \\ 0.0351 & 1.2982 & 0.2281 & 0.4386 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 9.01A \\ 3.02A \\ 6.98V \\ 5.01V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16.0072V \\ 8.0261V \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Bu elde ettiğimiz değerler  $V_1$  ve  $V_2$  gerilim kaynaklarının kestirimleridir. Kestirilmiş ölçümler  $\hat{z} = H\hat{x}$ 'den aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\begin{bmatrix} \hat{z}_1 \\ \hat{z}_2 \\ \hat{z}_3 \\ \hat{z}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.625 & -0.125 \\ -0.125 & 0.625 \\ 0.375 & 0.125 \\ 0.125 & 0.375 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 9.00123A \\ 3.01544A \\ 7.00596V \\ 5.01070V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9.00123A \\ 3.01544A \\ 7.00596V \\ 5.01070V \end{bmatrix}$$

ve ölçümlerdeki kestirim hataları aşağıdaki gibidir;

$$\begin{bmatrix} \hat{e}_1 \\ \hat{e}_2 \\ \hat{e}_3 \\ \hat{e}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9.01 \\ 3.02 \\ 6.98 \\ 5.01 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 9.00123 \\ 3.01544 \\ 7.00596 \\ 5.01070 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.00877A \\ 0.00456A \\ -0.02596V \\ -0.00070V \end{bmatrix}$$

Ağırlıklı en küçük kareler yöntemiyle sistemin durumu hesaplanır. Fakat kestirimin ne kadar iyi olduğunu ölçemezsek, kestirilmiş olan durumun bilinmesinin fazla bir değeri yoktur. Şekil 1.2'de devre de voltmetreden okunan  $z_4$ ' de 5.01V yerine 4.40V olduğunu ele alırsak ve diğer okunan 3 ölçüm değeri değiştirilmezse, durum değişkenlerinin kestirimlerini aşağıdaki gibi hesaplayabiliriz;



$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.2982 & 0.0351 & 0.4386 & 0.2281 \\ 0.0351 & 1.2982 & 0.2281 & 0.4386 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 9.01A \\ 3.02A \\ 6.98A \\ 4.40A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 15.86807V \\ 7.75860V \end{bmatrix} \text{ olur.}$$

ve kestirilmiş ölçüm hatalarını aşağıda tekrar verirsek;

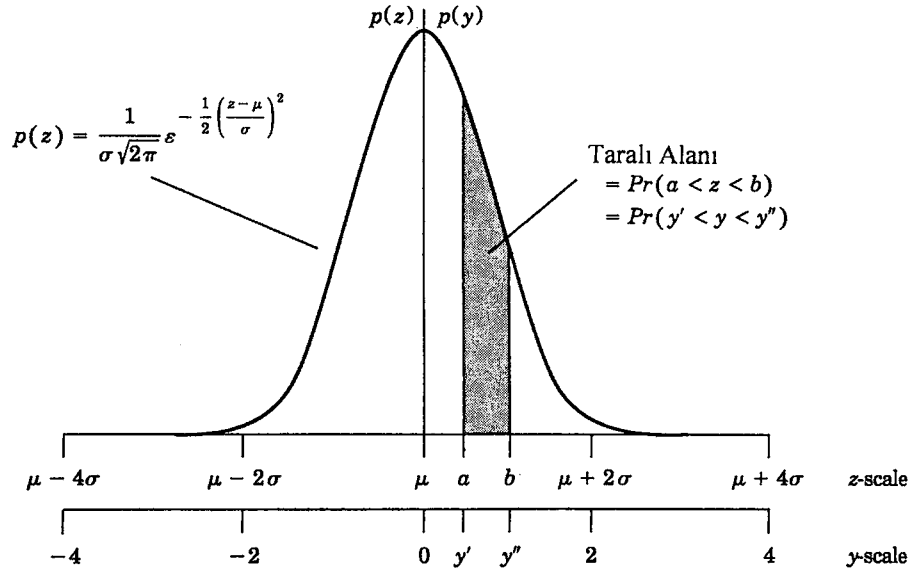
$$\begin{bmatrix} \hat{e}_1 \\ \hat{e}_2 \\ \hat{e}_3 \\ \hat{e}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9.01 \\ 3.02 \\ 6.98 \\ 4.40 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.625 & -0.125 \\ -0.125 & 0.625 \\ 0.375 & 0.125 \\ 0.125 & 0.375 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 15.86807V \\ 7.75860V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06228A \\ 0.15439A \\ 0.05965V \\ -0.49298V \end{bmatrix}$$

Pratik olarak baktığımızda kabul edilir bir kümeye karar vermek için örnek 1.1 ile nümerik cevapların bu ikinci kümesini karşılaştırmanın bir manası yoktur. Pratik olarak gerçekte, ölçümlerin yalnız bir kümesi herhangi bir zamanda mevcuttur ve böylece karşılaştırmanın yapılması için fırsat yoktur. Ölçümlerin verilen kümesi, doğru değerlerinin karşılaştırıldığı sonuçların iyi kestirimleri olarak kabul edilebilir mi? Örneğin kabulü için kriter nedir ve büyük bir ölçüm hatası yapılırsa, gerçek kötü ölçümleri tespit edip tanımlayabilmeyiz? Bu soruların cevaplarını aşağıdaki bölümlerden sonra verebiliriz.

### 1.3.2 İstatistikler, Hatalar ve Kestirimler

Güç akış çalışmalarında olduğu gibi, bilgisayar simülasyonları doğru cevapları verir, fakat gerçekte biz fiziksel olarak işletim sisteminin doğru durumunu tam olarak hiç bir zaman bilemeyiz. Doğruluğu temin etmek için çok dikkat edilse bile, fiziksel sonuçlara göre az-çok bozucu etki, ölçüm girişlerinde rastgele gürültüye sebep olur. Bununla beraber, dikkatlice kontrol edilen şartlar altında aynı büyüklüğün tekrar edilen ölçümlerinde, belirli istatistiksel özelliklerin kullanılmasıyla doğru değer kestirilebilir.

Eğer ölçüm değerleri ortaya çıkma frekansının belli bir orandaki fonksiyonunun grafiği çizilirse, ölçü sayısı artırıldığında ( teorik olarak sonsuz sayıda ) sürekli bir eğriye uydurulabilen bir grafik elde edilebilir. Çok yaygın olarak karşılaşılan sürekli eğri Şekil 1.3' de gösterildiği gibi çan eğrisi şeklindedir.



Şekil 1.3 Gauss (Normal) olasılık yoğunluk fonksiyonu  $p(z)$  ile  $y = (z-\mu)/\sigma$  dönüşümüyle bulunan standart gauss (normal) yoğunluk fonksiyonları.

TABLO 1.1 Standart Gauss (Normal) Dağılımı

a	Pr(a)	a	Pr(a)	a	Pr(a)	a	Pr(a)
.05	0.01994	.80	0.28814	1.55	0.43943	2.30	0.48928
.10	0.03983	.85	0.30234	1.60	0.44520	2.35	0.49061
.15	0.05962	.90	0.31594	1.65	0.45053	2.40	0.49180
.20	0.07926	.95	0.32894	1.70	0.45543	2.45	0.49286
.25	0.09871	1.00	0.34134	1.75	0.45994	2.50	0.49379
.30	0.11791	1.05	0.35314	1.80	0.46407	2.55	0.49461
.35	0.13683	1.10	0.36433	1.85	0.46784	2.60	0.49534
.40	0.15542	1.15	0.37493	1.90	0.47128	2.65	0.49597
.45	0.17364	1.20	0.38493	1.95	0.47441	2.70	0.49653
.50	0.19146	1.25	0.39435	2.00	0.47726	2.75	0.49702
.55	0.20884	1.30	0.40320	2.05	0.47982	2.80	0.49744
.60	0.22575	1.35	0.41149	2.10	0.48214	2.85	0.49781
.65	0.24215	1.40	0.41924	2.15	0.48422	2.90	0.49813
.70	0.25804	1.45	0.42647	2.20	0.48610	2.95	0.49841
.75	0.27337	1.50	0.43319	2.25	0.48778	3.00	0.49865

Burada  $y$  ( $\mu_y=0$  ve  $\sigma_y=1$  olarak ele alındığında) gösterir ki, standart gauss olasılık yoğunluğuna sahip bir rastgele değişkendir. Böylece, skalası değiştirilmiş normal olasılık yoğunluk fonksiyonu ile herhangi bir rastgele  $z$  değişkeni için (Tablo 1.1'de verilen)  $y$ 'nin tablolaştırılmış değerlerini kullanmamız için bize imkan verir. Yeni  $y$  ölçeklendirilmesinde Şekil 1.3'de bulunan  $z$  değerlerinin, ( $\mu$ ) ortalamasının kaç standart sapma uzağında bulunduğunu gösterir. Gauss yoğunluk eğrisi altındaki alanın dağılımı şu şekildedir;  $\mu \mp \sigma$   $z$ -limitlerinin %68'i,  $\mu \mp 2\sigma$   $z$ -limitlerinin %95'i, ve  $\mu \mp 3\sigma$   $z$ -limitlerinin %99'udur. Buna göre, onun  $\mu$  ortalamasının  $3\sigma$  ile bulunan  $z$  gauss rastgele değişkeninin değeri %99'dur.

Örnek 1.1 gözönünde bulundurulursa; 1 ve 2 ölçü aletleri için  $\sigma_1^2=\sigma_2^2=1/100$ , ve 3 ve 4 ölçü aletleri için  $\sigma_3^2=\sigma_4^2=1/50$  hata değişimlerinin karşılığı olarak, ağırlık matrisindeki elemanları dikkatlice gözönüne alabiliriz. Ölçü aletlerinin hatalarının ilgili standart sapması  $\sigma_1=\sigma_2=0.1A$  ve  $\sigma_3=\sigma_4=(\sqrt{2}/10)$  dur. Böylece Şekil 1.2' nin 1 ve 2 ampermetrelerinin olasılığı %99'dur ve okunan değerler onların ölçülmüş akımlarının doğru değerlerini  $3\sigma$  veya  $0.3A$  olarak verecektir.

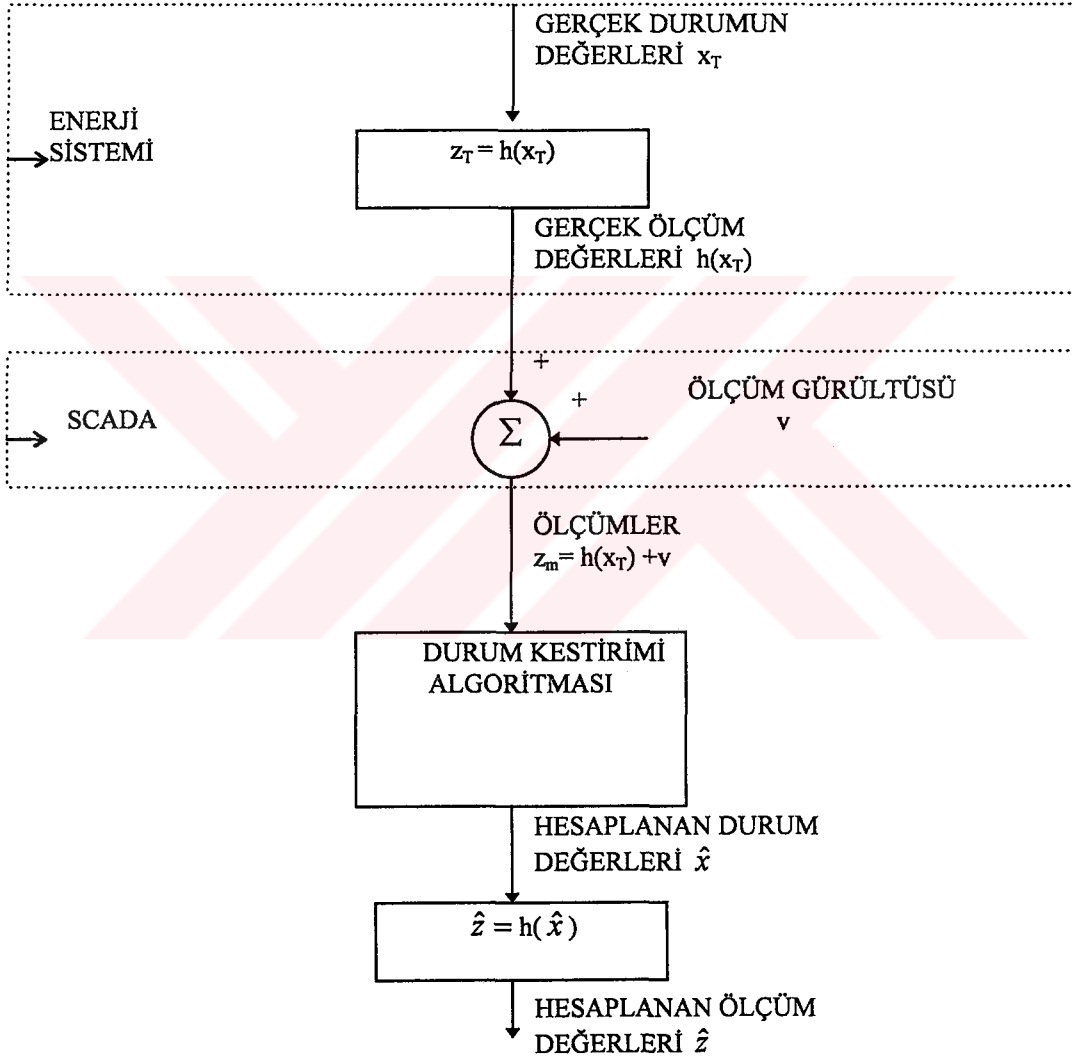
Bu örnekte durum değişkenlerinin ve ölçülmüş büyüklüklerin ağırlıklı en küçük kareler kestirimlerinin durumu yaklaşık olarak gerçek değerlerine eşittir (bu arzu edilen bir özelliktir) ve kestirimler gerçekten sapmamıştır. Çözümde elde edilen  $V_1$  için  $16.0072V$  ve  $V_2$  için  $8.0261V$  doğru değerlerin gerçekten sapmamış kestirimleri olarak kabul edilebilir. Burada kötü ölçüm verisi içermeyecek şekilde bir küme oluşturulmuştur. Kötü verinin varlığı daha sonraki bölümlerde tarif edilerek tespit edilmiştir.

### 1.3.3 AC Güç Sistemi Durum Kestirimi

AC güç sisteminin durumu, baralardaki gerilim büyüklükleri ve faz açılarıyla ifade edilirler. Bara gerilimlerinin faz açılarıyla ilişkisi ölçülmemesine rağmen, sistemden

elde edilen gerçek zaman verilerinin kullanılmasıyla hesaplanabilir. Bu veriler sistem baralarının gerilim büyüklükleri ve büyüklüğün faz açılarının hesaplandığı bir bilgisayar programıyla durum kestirimci tarafından işlenir (Grainger and Stevenson, 1994). Durum kestirimci, giriş verileri ve hesaplama prosedürü oldukça farklı yaygın güç akış programından elde edilen verilerle benzer sonuçları verir.

Durum kestirimi işleminin blok şeması Şekil 1.4' de genel hatlarıyla ifade edilmiştir.



Şekil 1.4 Durum kestirimi işleminin blok şeması

Durum kestirimcisi, gerçek zaman girişlerini, durum ve veri diye iki çeşit olarak işlemektedir. Açma-kapama cihazlarının açık yada kapalı olma durumu (örneğin kesiciler, ayırıcılar ve transformatörlerin kademe durumları gibi ) söz konusu olduğunda bu aletlerin işlevlerinin değişmesi, şebeke durumuna göre belirlenir. Sistem üzerine yerleştirilen uzak terminal (uç) üniteleri, bütün ana hatlardaki megawatt ve megavar formundaki analog veriler, generatör ve transformatörlerin P ve Q yükleri, ve sistemin baralarının çoğundaki gerilim büyüklükleri gözlemlendiğinde değişiklikler kaydedilir. Uzak ünitelerdeki cihazlar birkaç saniyede bir taranır ve ölçümlerin tam ayarı enerji kontrol merkezi için yapılır. Böylece, durum kestirimcisi yaygın güç akışı için önceden belirlenenden daha geniş bir veri tabanı kullanır.

Pratik olarak durum kestiriminde gerçek ölçümlerin sayısı, tasarlanan tipteki güç akışı tarafından ihtiyaç duyulan veri girişlerinin sayısından çok daha fazladır. Sonuç olarak, bilinmeyen durum değişkenlerinden, çözüm için çok daha fazla eşitliğe ihtiyaç vardır. Bu fazlalık gereklidir, çünkü ölçümlerde bazen çok büyük hatalar yada veri toplama sistemlerinde kaçınılmaz kusurlar olabilir.

Ham ölçümlerin direkt kullanımı uygun değildir ve ham veri hesaplamalarında kullanılmadan önce verilerin filtrelenmesine ihtiyaç vardır. Bu filtreleme işlemi; durum kestirimiyle bütün sistem durum değişkenlerindeki bütün ölçümlerin ortalaması veya ortalamasının kestirimini elde etme yoluyla yapılır.

Bu yolla giriş verilerinin tam ayarının en uygun bir şekilde yapılması, her bir ölçümün ayrı ayrı işleme konulmasıyla elde edilir.

1.2 bölümünde dc devre ele alındığından devre eşitlikleri lineerdir. AC güç sistemi için ölçüm eşitlikleri nonlineerdir ve Newton-Raphson güç akış algoritmasındaki gibi iterasyonlar gereklidir.

## **2.BÖLÜM**

### **HATALI VERİ TESPİTİ, TANIMLANMASI VE YOK EDİLMESİ**

#### **2.1 Giriş**

Bir enerji sisteminden elde edilen ölçümler (veriler) bir takım hataları içerirler. Durum kestiriminde bu verilerin kullanılması çeşitli metotlardan yararlanılarak yapılmaktadır. Sistem modeli ve ölçümler doğru iken, durum kestirimi için ağırlıklı en küçük kareler metodunun kullanılması daha avantajlıdır. Fakat bir ölçümde çok büyük bir hata varsa o hata tespit edilip, tanımlanır ve kestirim hesaplamalarından çıkarılabilir. Ölçüm hatalarının istatistiksel özellikleri, tespit etme ve tanımlama işlemlerini kolaylaştırmaktadır.

#### **2.2 Ölçüm Gürültüsü**

Ölçümlerin; akım ve gerilim trafoları ile değerleri düşürülür, ölçü aletleriyle ölçülür ve A/D dönüştürücüler ile değerleri sayısal değerlere çevrilir. Bu işlem adımları sırasında ölçümlere belli bir düzeyde gürültü girer. Bu gürültüye ölçüm gürültüsü adı verilir.

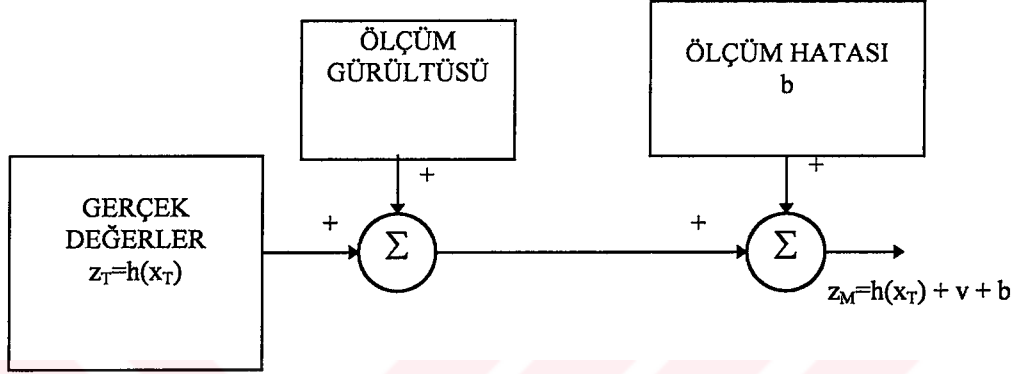
Ölçü aletlerinin kalitesizliği, ölçü aletlerinin zaman sabitesi, fazlardan farklı güçlerin akması ( dengesizlik ), sistemin sabit parametrelerinin hesaplanması esnasında yapılan yuvarlamalar, ölçü aletlerinin skalalarının hassas olmaması ve, trafo ve A/D dönüştürücülerindeki hassasiyet toleransları ölçüm gürültüsüne yol açar.

#### **2.3 Ölçüm Hataları**

Trafo, ölçü aletleri veya A/D dönüştürücülerinde beklenmedik bozulmalar, bu aletlerin kutuplarının ters bağlanması, SCADA-veri iletişim kanalında kopmalar, sistemin durumunda hızlı-dinamik değişimler olurken ölçüm yapılması, SCADA-ölçüm tarama

periyodu içinde meydana gelen kesici açma/kapama olayları, sabit sistem parametrelerinin hesaplanması esnasında yapılan büyük hatalar (örneğin  $R=0.01$  pu yerine,  $R=0.001$  pu yazılması gibi) ölçüm hatalarının yapılmasına sebep olurlar.

Ölçüm hatalarının gösterimi Şekil 2.1' de sistematik bir biçimde gösterilmiştir.



$z_M$  : ölçümler,  $h(x_T)$  : gerçek durum vektörü,  $v$  : ölçüm gürültüsü,  $b$  : ölçüm hatası

Şekil 2.1 Ölçüm hatalarının gösterimi.

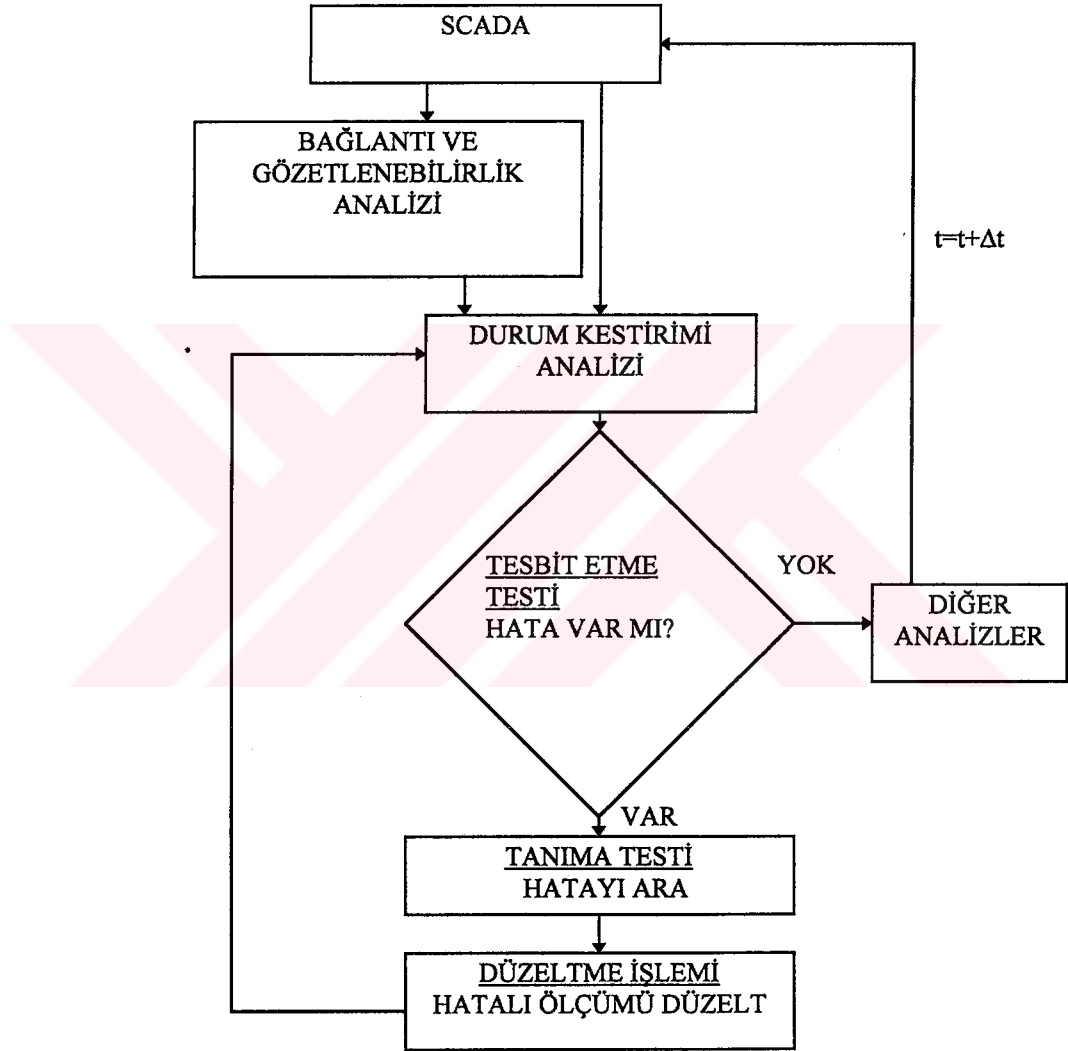
#### 2.4 Ölçüm Hatalarının Tespit Edilmesi, Tanımlanması ve Yok Edilmesi

$N_m$  ölçümlerinin bir kümesi vardır ve  $N_s$  bağımsız durum değişkenleri kestirilebilir. Böylece,  $\hat{f}$ 'in ortalama değeri, ölçümlerin sayısından durum değişkenlerinin sayısının çıkarılmasıyla basitçe bir tamsayı olarak bulunur. ( $N_m - N_s$ ) sayısı ölçüm tasarısının fazlalığı olarak adlandırılır ve bu ( $N_m - N_s$ ) sayısı, durum değişkenlerinden çok daha fazla ölçümler olduğunda büyük olduğu ortadadır.

$e_j$  tam olarak standart gauss dağılımına sahip olduğunda, istatistiksel teori  $\hat{f}$  karelerin ağırlıklı toplamı  $\chi^2_{k, \alpha}$  chi - kare dağılımına sahip olduğunu gösterir. Burada  $\chi$  Yunanca chi diye yazılır,  $k = (N_m - N_s)$  serbestlik derecesi sayısıdır ve  $\alpha$ ,  $\chi^2_{k, \alpha}$ 'in altındaki alanla ilişkilidir. Chi - kare dağılımı  $k$  çok büyük olduğunda ( $k > 30$ ), güç sistem uygulamalarda çok sık karşılaşılan durum, standart gauss dağılımına oldukça yaklaşıp. Şekil 2.3'de  $k$ 'nın küçük bir temsili değeri için  $\chi^2_{k, \alpha}$  olasılık yoğunluk

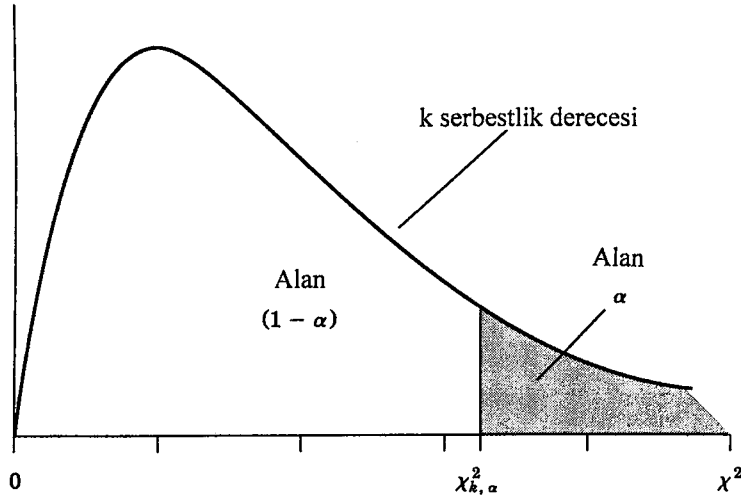
fonksiyonunu gösterir. Genel olarak, eğrinin altında kalan toplam alan 1'e eşittir, fakat burada simetrik bir dağılım yoktur.

Ölçüm hatalarının tespiti, tanımlanması ve yok edilmesinin akış diyagramı Şekil 2.2' de verilmiştir.



Şekil 2.2 Ölçüm hatalarının tespit, tanımlama ve yok edilmesine ilişkin akış diyagramı





Şekil 2.3 k serbestlik dereceli  $\chi^2_{k, \alpha}$  olasılık yoğunluk fonksiyonu.

Tablo 2.1 Şekil 2.3' deki  $\chi^2_{k, \alpha}$  'nın sağındaki  $\alpha$  alan değerleri.

k	$\alpha$				k	$\alpha$			
	0.05	0.025	0.01	0.005		0.05	0.025	0.01	0.005
1	3.84	5.02	6.64	7.88	11	19.68	21.92	24.73	26.76
2	5.99	7.38	9.21	10.60	12	21.03	23.34	26.22	28.30
3	7.82	9.35	11.35	12.84	13	22.36	24.74	27.69	29.82
4	9.49	11.14	13.28	14.86	14	23.69	26.12	29.14	31.32
5	11.07	12.83	15.09	16.75	15	25.00	27.49	30.58	32.80
6	12.59	14.45	16.81	18.55	16	26.30	28.85	32.00	34.27
7	14.07	16.01	18.48	20.28	17	27.59	30.19	33.41	35.72
8	15.51	17.54	20.09	21.96	18	28.87	31.53	34.81	37.16
9	16.92	19.02	21.67	23.59	19	30.14	32.85	36.19	38.58
10	18.31	20.48	23.21	25.19	20	31.41	34.17	37.57	40.00

Şekil 2.3' deki  $\chi^2_{k, \alpha}$  'nın sağ tarafında eğrinin altında kalan alan  $\alpha$  'ya eşittir ve  $\alpha$  ,  $\hat{f}$  'in  $\chi^2_{k, \alpha}$  'yi geçme olasılığıdır. Eğri altında kalan alan, k serbestlik derecesiyle  $\hat{f}$  ağırlıklı kareler toplamının hesaplanan değerinin  $(1 - \alpha)$  olma olasılığı vardır ki  $\chi^2_{k, \alpha}$  'den daha küçük bir değer alır;

$$\Pr(\hat{f} < \kappa^2_{k, \alpha}) = (1 - \alpha)$$

Bu eşitliğe dayanarak,  $\hat{f}$  istatistiğinin kritik değeri Tablo 2.1'de verilen  $\kappa^2_{k, \alpha}$ 'nın tablolaştırılmış değerleri kullanılarak bulunur. Örneğin  $\alpha=0.01$  ve  $k=(N_m-N_s)=2$  seçilirse, Tablo 2.1'de  $\kappa^2_{k, \alpha}=9.21$  için %99 doğrulukla veya  $(1-0.01)$  olasılıkla 9.21'in kritik değerinden daha az olarak  $\hat{f}$ 'in değerini hesaplayarak sonucu bulabiliriz. Böylece,  $\hat{f}$ 'in chi - kare dağılımı kötü ölçümlerinin tespiti için bir test tedarik eder. Bunun prosedürü aşağıdaki gibidir;

- Sistemden  $z_j$  kaba (brüt) ölçümleri alınarak sistem durumunun  $\hat{x}_i$  ağırlıklı en küçük kareler kestirimleri belirlenir.
- $\hat{z} = H\hat{x}$  eşitliğinde  $\hat{x}_i$  kestirimlerinin yerine konulmasıyla ölçümlerin  $\hat{z}_j$  kestirilmiş değerleri hesaplanır ve bundan sonra kestirilmiş hatalar  $\hat{e}_j = z_j - \hat{z}_j$  den bulunur.

- $\hat{f} = \sum_{j=1}^{N_m} \hat{e}_j^2 / \sigma_j^2$  karelerin ağırlıklı toplamı olur.

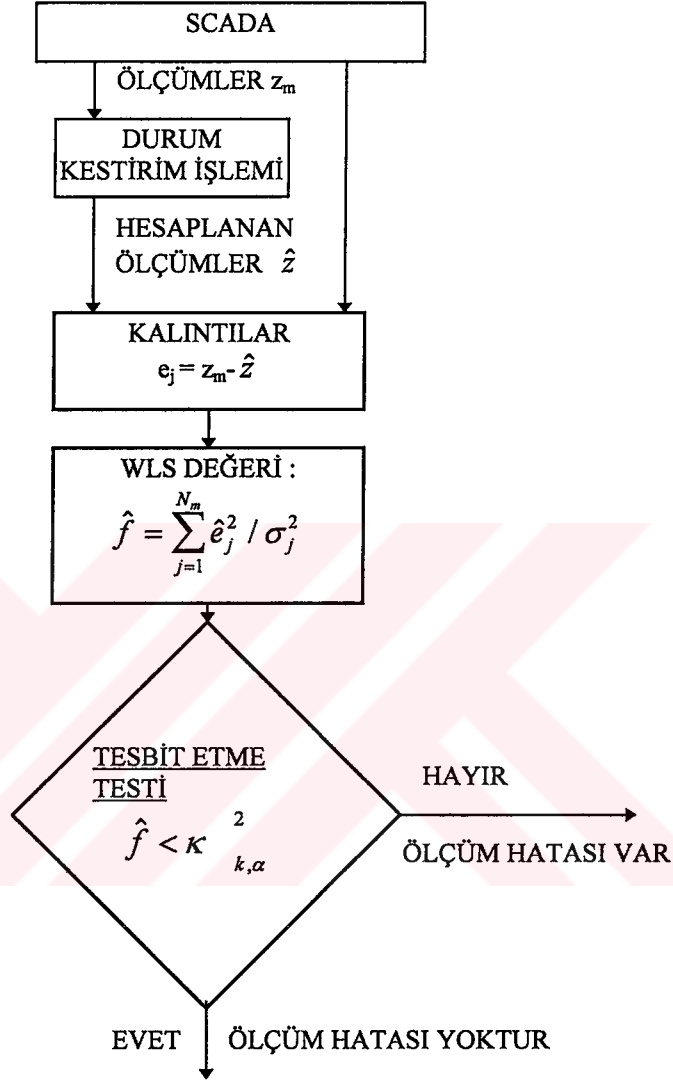
- $k= N_m-N_s$  serbestlik derecesinin sayısını ve belirlenmiş  $\alpha$  olasılığını uygun bir şekilde bulmak için,  $\alpha$ 'ya tekabül eden kritik değerden  $\hat{f}$ 'in değerinin daha az olup olmayacağı belirlenir. Pratikte aşağıdaki eşitsizlikle bunu kontrol ederiz;

$$\hat{f} < \kappa^2_{k, \alpha}$$

Bu eşitsizlik sağlanıyorsa ölçülmüş kaba ( brüt ) veri ve durum kestirimleri doğru olarak kabul edilir.

Yukarıdaki eşitsizlik sağlanmadığında, en az bir kötü ölçümün varlığından şüphelenmemize sebep olur. Böyle tespitlerde, en geniş standardize edilen hata diye isimlendirilen ilgili ölçüm ihmal edilir.  $e(z_j - \hat{z}_j) / R_{jj}$  ve  $\hat{f}$  karelerinin toplamı ile beraber tekrar değerlendirilir. Eğer  $\hat{f}$ 'in yeni değeri,  $\hat{f} < \kappa^2_{k, \alpha}$  eşitsizliğini chi-kare testi sağlarsa, sonrasında ihmal edilmiş ölçümler kötü veri işreti olarak başarılı şekilde tanımlanmış olur.

Hatalı verilerin tespit edilmesi için akış diyagramı Şekil 2.4' de sistematik bir biçimde gösterilmiştir.



Şekil 2.4 Tespit etme testi akış diyagramı

Kestirilen hataların karelerinin toplamı, kötü ölçümler mevcut olduğunda büyük olarak çıkacaktır. Böylece, kötü veri işaretlerinin tespiti, chi - kare testi ile kolaylıkla yapılmıştır. Bazı kötü verilerin tanımlanmasını aynı kolaylıkla yapamayız. Pratikteki güç sistem uygulamalarında serbestlik derecesinin sayısı, en geniş standardize edilmiş kalıntılara tekabül eden ölçümlerin bir grubundan vazgeçilecek şekilde büyüktür. En

geniş standardize edilmiş hatalar, kötü ölçümleri göstermesi garanti olmamasına rağmen büyük hataların tanımlanması o oranda kolaylaşır (Grainger and Stevenson, 1994).

## 2.5 Örneklerle Hatalı Verilerin Tespit Edilmesi, Tanımlanması ve Yok Edilmesinin Gösterimi

### Örnek 2.1

Örnek 1.1 deki  $W_1$ 'den  $W_4$ 'e ağırlık faktörlerini Şekil 1.2' nin 4 ölçü aleti için hata değişiminin karşılıklarına tekabül etsin. Ölçüm hatalarının  $\hat{f}$  karelerin toplamının beklenen değerlerini bulun.

*Çözüm:*

İlk olarak,  $E(f) = E\left[\sum_{j=1}^{N_m} \frac{\hat{e}_j^2}{\sigma_j^2}\right] = \sum_{j=1}^{N_m} \frac{R'_{jj}}{\sigma_j^2}$  eşitliği için karelerin toplamını oluşturmadan

önce  $R' = R - HG^{-1}H^T$  diyagonal elemanlarını bulalım. Örnek 1.1'deki ilk hesaplamalarından faydalanmak için,  $R' = (I - HG^{-1}H^T)R$  formunda  $R'$  matrisini yazarız. Ondan sonra, 1.1 örneğinde  $HG^{-1}H^T R^{-1}$  matrisi şu değeri alır;

$$HG^{-1}H^T R^{-1} = \begin{bmatrix} 0.625 & -0.125 \\ -0.125 & 0.625 \\ 0.375 & 0.125 \\ 0.125 & 0.375 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.2982 & 0.0351 & 0.4386 & 0.2281 \\ 0.0351 & 1.2982 & 0.2281 & 0.4386 \end{bmatrix}$$

Yalnız bu eşitlikteki sonuç diyagonal elemanlarına  $E(f) = E\left[\sum_{j=1}^{N_m} \frac{\hat{e}_j^2}{\sigma_j^2}\right] = \sum_{j=1}^{N_m} \frac{R'_{jj}}{\sigma_j^2}$  eşitliği

için ihtiyaç vardır, ve  $G^{-1}H^T R^{-1}$ 'in ilk kolonuyla  $H$ 'ın ilk sırası çarpılır, ikinci kolonla 2. sıra çarpılır ve böylece devam ederek şunu elde ederiz;

$$HG^{-1}H^TR^{-1} = \begin{bmatrix} 0.8070 & x & x & x \\ x & 0.8070 & x & x \\ x & x & 0.1930 & x \\ x & x & x & 0.1930 \end{bmatrix}$$

Burada x değerlendirilmesi ( bulunması ) gerekmeyen sıfır olmayan elemanları gösterir.

$R^{-1}$ 'nin diyagonal elemanları ondan sonra şu şekilde bulunur;

$$\begin{bmatrix} R_{11}^{-1} & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & R_{22}^{-1} & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & R_{33}^{-1} & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & R_{44}^{-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & 1 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & 1 & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.807 & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & 0.807 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0.193 & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & 0.193 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \sigma_2^2 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \sigma_3^2 & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \sigma_4^2 \end{bmatrix}$$

Burada  $\sigma_j^2$ , j. ölçü aletinin hata variansıdır.  $E(f) = E \left[ \sum_{j=1}^{N_m} \frac{\hat{e}_j^2}{\sigma_j^2} \right] = \sum_{j=1}^{N_m} \frac{R_{jj}^{-1}}{\sigma_j^2}$  eşitliğine

tekabül eden  $\hat{f}$ 'in beklenen değeri  $N_m=4$  için aşağıdaki gibi hesaplanır;

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^4 R_{jj}^{-1} / \sigma_j^2 &= \left[ (1-0.807) \sigma_1^2 / \sigma_1^2 \right] + \dots + \left[ (1-0.193) \sigma_4^2 / \sigma_4^2 \right] \\ &= (1+1+1+1) - (0.807+0.807+0.193+0.193) \\ &= 4 - 2 = 2 \end{aligned}$$

Bulunan değer Örnek 1.1'de iki durum değişkeninin kestirilmesi için 4 ölçüme sahip olduğu zaman serbestlik derecesinin sayısıdır. Çözümdeki yollardan görüldüğü gibi nümerik olarak  $HG^{-1}H^TR^{-1}$  matrisinin diyagonal elemanlarının toplamı bu örnekte  $N_s$  durum değişkenlerinin sayısına eşitlenir.

### Örnek 2.2

$\hat{f} < \kappa_{k, \alpha}^2$  eşitsizliğinin chi - kare testi kullanılmasıyla 1.1 örneğinin brüt (kaba) ölçümlerinde hali hazırdaki kötü veri için kontrol edin. (  $\alpha = 0.01$  seçilir )

*Çözüm:*

Örnek 1.1' deki 4 ölçüm ve 2 durum değişkeni olması durumu için,  $k=2$  seçeriz ve Tablo 2.1'den  $\kappa_{k, \alpha}^2 = 9.21$ 'i buluruz. Örnek 1.1'de  $e_j$ 'nin sonuçlarına dayanarak,  $\hat{f}$  karelerinin kestirilmiş toplamı aşağıdaki gibi hesaplanır;

$$\begin{aligned} \hat{f} &= \sum_{j=1}^4 \hat{e}_j^2 / \sigma_j^2 = 100 \hat{e}_1^2 + 100 \hat{e}_2^2 + 50 \hat{e}_3^2 + 50 \hat{e}_4^2 \\ &= 100(0.00877)^2 + 100 (0.00456)^2 + 50(0.02596)^2 + 50(0.00070)^2 \\ &= 0.043507 \end{aligned}$$

bu sonuç 9.21'den daha az olduğu aşıkardır.

Bu yüzden, Örnek 1.1'in kaba (brüt) ölçüm kümesinin kötü ölçümlere sahip olmadığına ( %99 doğrulukla ) karar verebiliriz.

### Örnek 2.3

Şekil 1.2' deki sistem için kaba(brüt) ölçüm kümesini aşağıdaki gibi farzedelim;

$$[z_1 \ z_2 \ z_3 \ z_4]^T = [9.01A \ 3.02A \ 6.98V \ 4.40V]^T$$

ve ölçü aletleri Örnek 2.1 ile aynıdır. Hali hazırdaki kötü veriyi kontrol için chi - kare testini  $\alpha = 0.01$  durumunda kullanalım. Elenen herhangi bir kötü veriyi tespit edelim ve azaltılan veri kümesinden sonuç durum kestirimlerini hesaplayalım.

*Çözüm:*

Brüt kaba (ölçüm) kümesi bölüm 1.1'in sonundaki ile aynıdır, burada biz hataları şu şekilde kestiririz;

$$[\hat{e}_1 \ \hat{e}_2 \ \hat{e}_3 \ \hat{e}_4]^T = [0.06228 \ 0.15439 \ 0.05965 \ -0.49298]^T$$

eşitliğinde bunların yerine nümerik değerleri yazılırsa, biz şunu buluruz.;

$$\begin{aligned} \hat{f} &= \sum_{j=1}^4 \hat{e}_j^2 / \sigma_j^2 = 100 \hat{e}_1^2 + 100 \hat{e}_2^2 + 50 \hat{e}_3^2 + 50 \hat{e}_4^2 \\ &= 100(0.06228^2 + 0.15439^2) + 50(0.05965^2 + 0.49298^2) \\ &= 15.1009 \end{aligned}$$

$\hat{f}$ 'in bu değeri  $\kappa_{2,0.01}^2 = 9.21$ 'i geçer ve bu yüzden biz en az bir kötü ölçüm olduğuna karar veririz. Standardize edilen hata kestirimleri aşağıda gösterildiği gibi Örnek 2.1'deki  $R_{jj}$  diyagonal elemanları kullanılarak daha sonra hesaplanır.

$$\hat{e}_1 / \sqrt{R_{11}} = 0.06228 / \sqrt{(1-0.807)\sigma_1^2} = 0.06228 / \sqrt{0.193/100} = 1.4178$$

$$\hat{e}_2 / \sqrt{R_{22}} = 0.15439 / \sqrt{(1-0.807)\sigma_2^2} = 0.15439 / \sqrt{0.193/100} = 3.5144$$

$$\hat{e}_3 / \sqrt{R_{33}} = 0.05965 / \sqrt{(1-0.193)\sigma_3^2} = 0.05965 / \sqrt{0.807/50} = 0.4695$$

$$\hat{e}_4 / \sqrt{R_{44}} = -0.49298 / \sqrt{(1-0.193)\sigma_4^2} = -0.49298 / \sqrt{0.807/50} = -3.8804$$

En geniş standardize edilmiş hatanın büyüklüğü bu durumda  $z_4$  ölçümüne tekabül eder. Bu yüzden,  $z_4$ 'ü kötü ölçüm olarak tanımlarız ve durum kestirim hesaplamalarında onu ihmal ederiz. Kalan 3 ölçümü  $H$  ve  $H^T R^{-1}$  matrisleriyle değiştirdiğimizde aşağıdaki şekli alır;

$$H = \begin{bmatrix} 0.625 & -0.125 \\ -0.125 & 0.625 \\ 0.375 & 0.125 \end{bmatrix}; \quad H^T R^{-1} = \begin{bmatrix} 62.50 & -12.50 & 18.75 \\ -12.50 & 62.50 & 6.25 \end{bmatrix}$$

ve onun tersi alındığında kazanç matrisi;

$$G = \begin{bmatrix} 47.65625 & -13.28125 \\ -13.28125 & 41.40625 \end{bmatrix}, \quad G^{-1} = \begin{bmatrix} 0.023043 & 0.007391 \\ 0.007391 & 0.026522 \end{bmatrix}$$

Durum kestirimleri bu muhafaza edilen 3 ölçüme dayandırılır;

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} = G^{-1}H^T R^{-1} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.34783 & 0.17391 & 0.47826 \\ 0.13044 & 1.56522 & 0.30435 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 9.01 \\ 3.02 \\ 6.58 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16.0074V \\ 8.0265V \end{bmatrix}$$

ve ölçülen 3 büyüklüğün aynısının, kestirimleriyle değiştirilmesiyle

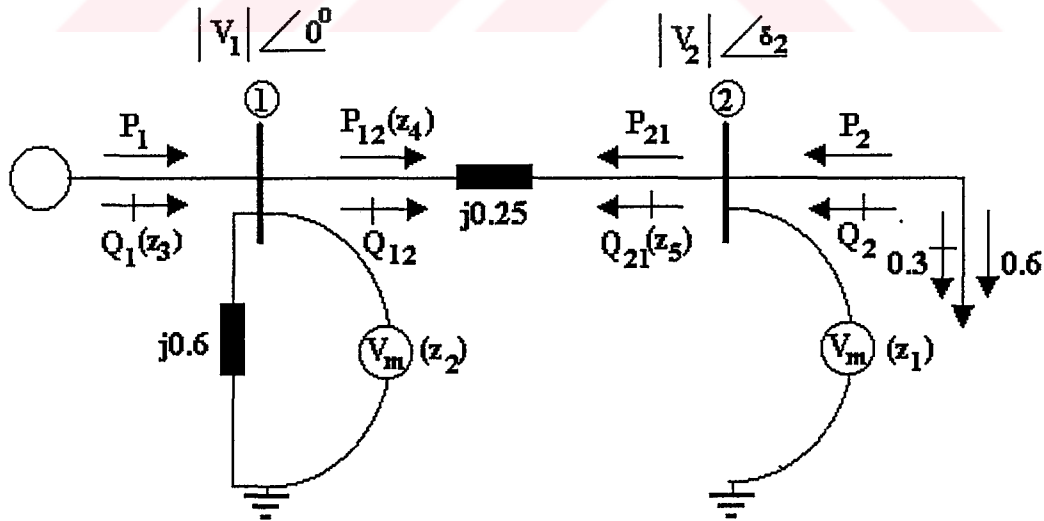
$$\begin{bmatrix} \hat{z}_1 \\ \hat{z}_2 \\ \hat{z}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.625 & -0.125 \\ -0.125 & 0.625 \\ 0.375 & 0.125 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 16.0074 \\ 8.0265 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9.0013A \\ 3.0157A \\ 7.0061V \end{bmatrix}$$

Kestirilmiş hatalar şu şekilde hesaplanır;

$$[\hat{e}_1 \quad \hat{e}_2 \quad \hat{e}_3]^T = [0.0087 \quad 0.0043 \quad -0.0261]^T$$

$\hat{f} = \sum_{j=1}^3 \hat{e}_j^2 / \sigma_j^2$  karelerin toplamından 0.0435'e eşit olduğu bulunur. İki durum

değişkeni kestirmek için elimizde yalnız 3 ölçüm olduğu varolduğu için, serbestlik derecesi 1 olduğundan  $\kappa_{1,0.01}^2 = 6.64$  chi - kare değeriyle  $\hat{f} = 0.0435$  karşılaştırılır ve daha fazla kötü ölçüm olup olmadığına bakılır. Bu örneğin  $HG^{-1}H^T R^{-1}$  matrisi, durum değişkenlerinin sayısı, diyagonal elemanları nümerik olarak ikiye tamamlanarak kontrol edilebilir. 3 iyi ölçüme dayanan yeni durum kestirimleri Örnek 1.1'dekilere uymak zorundadır.



Şekil 2.5  $\{z_1, z_2, z_3, z_4, z_5\}$  ölçüm kümesinden oluşan  $|V_2|$ ,  $|V_1|$ ,  $Q_1$ ,  $P_{12}$  ve  $Q_{21}$  büyüklüklerinin gösterildiği Örnek 2.5' in tek hat diyagramı.



### Örnek 2.5

Şekil 2.5'e tekabül eden fiziksel sistemde ölçülmüş 5 ölçüm büyüklüğünün pu değerleri olarak gösterilirler.

$$z_1 = |V_2| = 0.92, \quad z_2 = |V_1| = 1.02, \quad z_3 = Q_1 = 0.605$$

$$z_4 = P_{12} = 0.598, \quad z_5 = Q_{21} = 0.305$$

Ölçüm hatalarının değişimleri pu olarak gösterilirse;

$$\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = (0.01)^2, \quad \sigma_3^2 = \sigma_5^2 = (0.02)^2, \quad \sigma_4^2 = (0.015)^2$$

Şekil 2.5'in  $x_1 = \delta_2$ ,  $x_2 = |V_2|$  ve  $x_3 = |V_1|$  durum değişkenlerinin ağırlıklı en küçük kareler kestirimleri hesaplayın. Sonuçları, istatistiksel testleri kullanarak kontrol edin.

**Çözüm:**

$\sin x_1^{(0)} = 0$  ve  $\cos x_1^{(0)} = 1$  olarak 3 durum değişkeninin per unit değerleri  $x_1^{(0)} = 0^\circ$  ve  $x_2^{(0)} = x_3^{(0)} = 1.0$  pu başlangıç değerlerini kullanarak iteratif hesaplamalara başlarız. Elde edilen yerine konulduğunda, bu nümerik değerler ilk iterasyon ölçüm hatalarını verir;

$$e_1^{(0)} = z_1 - x_2^{(0)} = 0.92 - 1.00 = -0.08$$

$$e_2^{(0)} = z_2 - x_3^{(0)} = 1.02 - 1.00 = 0.02$$

$$e_3^{(0)} = z_3 - ((25/6)x_3^{(0)2} - 4x_3^{(0)}x_2^{(0)}\cos x_1^{(0)}) = 0.605 - (1/6) = 0.4383$$

$$e_4^{(0)} = z_4 - (-4x_3^{(0)}x_2^{(0)}\sin x_1^{(0)}) = 0.598 - 0.0 = 0.5980$$

$$e_5^{(0)} = z_5 - (4x_2^{(0)2} - 4x_3^{(0)}x_2^{(0)}\cos x_1^{(0)}) = 0.305 - 0.0 = 0.3050$$

Benzer şekilde jakobyen matrisinin nümerik şekli;

$$H_x^{(0)} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -4 & 13/3 \\ -4 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & -4 \end{bmatrix}$$

Kazanç matrisi  $G_x^{(0)} = H_x^{(0)T} R^{-1} H_x^{(0)}$  aşağıdaki gibi değerler alır;

$$G_x^{(0)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -4 & 0 \\ 1 & 0 & -4 & 0 & 4 \\ 0 & 1 & 13/3 & 0 & -4 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1/(0.01)^2 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & 1/(0.01)^2 & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & 1/(0.02)^2 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & 1/(0.015)^2 & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 1/(0.02)^2 \end{bmatrix} H_x^{(0)}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1.7778 & 0 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1.0833 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -4 & 13/3 \\ -4 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & -4 \end{bmatrix} \cdot 10^4$$

$$= \begin{bmatrix} 7.1111 & 0 & 0 \\ 0 & 9.0000 & -8.3333 \\ 0 & -8.3333 & 9.6944 \end{bmatrix} \cdot 10^4$$

İlk iterasyon için nümerik form;

$$\begin{bmatrix} x^{(1)} \\ x_1^{(1)} \\ x_2^{(1)} \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^{(0)} \\ x_1^{(0)} \\ x_2^{(0)} \\ x_3 \end{bmatrix} + G_x^{(0)-1} H_x^{(0)T} R^{-1} \begin{bmatrix} e^{(0)} \\ e_1^{(0)} \\ e_2^{(0)} \\ e_3^{(0)} \\ e_4^{(0)} \\ e_5 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + G_x^{(0)-1} \cdot 10^4 \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1.7778 & 0 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1.0833 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -0.0800 \\ 0.0200 \\ 0.4383 \\ 0.5980 \\ 0.3050 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.1495 \\ 0.9727 \\ 0.9961 \end{bmatrix}$$

Durum deęişkenlerinin bu deęerleri, ikinci iterasyon için giriş deęerleri olarak girilir ve hesaplamalar belli bir sayıya yakınsayınca kadar devam eder.  $x_i$ 'nin yakınsamış deęerleri  $\hat{x}_i$  durum deęişkenleri olarak seçilir;

$$\hat{x}_1 = \delta_2 = -0.1762 \text{ rad} = -10.0955^\circ$$

$$\hat{x}_2 = |V_2| = 0.9578 \text{ pu}$$

$$\hat{x}_3 = |V_1| = 0.9843 \text{ pu}$$

Ölçüm hatalarının pu olarak kestirimlerine tekabül eden deęerler;

$$\hat{e}_1 = z_1 - \hat{x}_2 = 0.92 - 0.9578 = -0.0378$$

$$\hat{e}_2 = z_2 - \hat{x}_3 = 1.02 - 0.9843 = 0.0357$$

$$\hat{e}_3 = z_3 - ((25/6) \hat{x}_3^2 - 4 \hat{x}_3 \hat{x}_2 \cos \hat{x}_1) = 0.605 - 0.3240 = 0.2810$$

$$\hat{e}_4 = z_4 - (-4 \hat{x}_3 \hat{x}_2 \sin \hat{x}_1) = 0.598 - (0.6610) = -0.0630$$

$$\hat{e}_5 = z_5 - (4 \hat{x}_2 - 4 \hat{x}_3 \hat{x}_2 \cos \hat{x}_1) = 0.305 - (-0.0430) = 0.3480$$

ve bu hataların karelerinin ağırlıklı toplamı şu şekilde olur;

$$\hat{f} = \sum_{j=1}^5 (\hat{e}_j / \sigma_j)^2 = (-0.0378)^2 / (0.01)^2 + (0.0357)^2 / (0.01)^2 + (0.2810)^2 / (0.02)^2 + (-0.0630)^2 / (0.015)^2 + (0.3480)^2 / (0.02)^2 = 545$$

Eđer  $\hat{f}$  chi - kare ile dağıtılmışsa, k serbestlik derecesinin sayısı 2'ye eşittir, çünkü 5 ölçüm vardır ve 3 durum deęişkeni kestirilmiş olmaktadır. %99'luk bir doğruluk aralığı

ile ( $\alpha=0.01$ )  $\hat{f} = \kappa_{k,\alpha}^2$  şartı sağlanmalıdır.  $k=2$  ve  $\alpha=0.01$  için istatiksel veriler

tablosunda,  $\kappa_{2,0.01}^2 = 9.21$  olarak bulunur ve  $\hat{f}=545$  hesaplanmış deęerinin haddinden

fazladır. Bu kötü verinin mevcut olduğunu gösterir. Bundan dolayı, bu durum deęişkenlerinin hesaplanan deęerlerini doğru olarak kabul edemeyiz. Eđer yalnız bir ölçüm varsa, biz ölçüm kümesi prosüdürünü izleyebiliriz. Bizim prosüdürlerimiz,  $N_m - N_s = 5 - 3 = 2$  için bozulmuştur ve fazlalık 2 veya daha fazla ölçüm bir kenara bırakıldığında kaybolur. Altaki hesaplamaların tanımlama prosüdürü 2.6 örneğinde gösterilmiştir.

**Örnek 2.6**

Örnek 2.5' deki ölçüm kümesinde tespit edilmiş kötü veriyi tanımlayın. Hatalı veriyi çıkarın ve eğer yeterince iyi ölçüm kalırsa yeni sistem durumunu hesaplayın.

**Çözüm:**

Kötü ölçümleri tanımlamak istediğimizde, verilen ölçüm kümesindeki kalanları standardize ederek hesaplarız. Bunu yapmak için, ilk olarak hesaplamaların neticesinde Örnek 2.5'in  $\hat{x}_i$  kestirimleri kullanılarak;

$R' = R - H_x G_x^{-1} H_x^T = (I - H_x G_x^{-1} H_x^T R^{-1}) R$  kovarians matrisinin diyagonal elemanları belirlenir.

$$H_x = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 4\hat{x}_3\hat{x}_2 \sin \hat{x}_1 & -4\hat{x}_3 \cos \hat{x}_1 & (25/3)\hat{x}_3 - 4\hat{x}_2 \cos \hat{x}_1 \\ -4\hat{x}_3\hat{x}_2 \cos \hat{x}_1 & -4\hat{x}_3 \sin \hat{x}_1 & -4\hat{x}_2 \sin x_1 \\ 4\hat{x}_3\hat{x}_2 \sin \hat{x}_1 & 8\hat{x}_2 - 4\hat{x}_3 \cos \hat{x}_1 & -4\hat{x}_2 \cos \hat{x}_1 \end{bmatrix}$$

$$H_x = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -0.6610 & -3.8761 & 4.4303 \\ -3.7125 & 0.6901 & 0.6716 \\ -0.6610 & 3.7863 & -3.7719 \end{bmatrix}$$

Örnek 2.5'deki  $R^{-1}$ 'e dayandırıldığında, kazanç matrisi, nümerik olarak şöyle gösterilir;

$$G_x = H_x^T R^{-1} H_x = \begin{bmatrix} 6.3442 & -1.1239 & -1.2169 \\ -1.1239 & 8.5518 & -7.6575 \\ -1.2169 & -7.6575 & 9.6641 \end{bmatrix} \cdot 10^4$$

ve şimdi matrisin diyagonal elemanlarını belirleyebiliriz;

$$H_x G_x^{-1} H_x^T R^{-1} = \begin{bmatrix} 0.5618 & x & x & x & x \\ x & 0.4976 & x & x & x \\ x & x & 0.5307 & x & x \\ x & x & x & 0.9656 & x \\ x & x & x & x & 0.4443 \end{bmatrix}$$

$N_m=3$  için toplamdır.  $R'$  kovariant matrisindeki diyagonal girişler aşağıdaki gibi hesaplanmıştır;

$$R' = (I - H_x G_x^{-1} H_x^T R^{-1}) R$$

$$= \begin{bmatrix} 0.4382 & . & . & . & . \\ . & 0.5024 & . & . & . \\ . & . & 0.4693 & . & . \\ . & . & . & 0.0344 & . \\ . & . & . & . & 0.5557 \end{bmatrix}$$

$$* \begin{bmatrix} 0.01^2 & . & . & . & . \\ . & 0.01^2 & . & . & . \\ . & . & 0.02^2 & . & . \\ . & . & . & 0.015^2 & . \\ . & . & . & . & 0.02^2 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.4382 & . & . & . & . \\ . & 0.5024 & . & . & . \\ . & . & 1.8772 & . & . \\ . & . & . & 0.0773 & . \\ . & . & . & . & 2.2229 \end{bmatrix} \cdot 10^{-4}$$

standardize edilmiş hatalara tekabül eden Örnek 2.5'in hesaplanan  $\hat{e}_j$  'leri;

$$\hat{e}_1 / \sqrt{R_{11}} = -0.0378 / \sqrt{0.4382 \cdot 10^{-4}} = -5.7106$$

$$\hat{e}_2 / \sqrt{R_{22}} = 0.0357 / \sqrt{0.5024 \cdot 10^{-4}} = 5.0419$$

$$\hat{e}_3 / \sqrt{R_{33}} = 0.2810 / \sqrt{1.8772 \cdot 10^{-4}} = 20.5079$$

$$\hat{e}_4 / \sqrt{R_{44}} = -0.0630 / \sqrt{0.0773 \cdot 10^{-4}} = -22.6559$$

$$\hat{e}_5 / \sqrt{R_{55}} = 0.3480 / \sqrt{2.2229 \cdot 10^{-4}} = 23.3403$$

Standardize edilmiş büyük hatalar  $z_3$ ,  $z_4$ ,  $z_5$  ölçümlerinde görülmektedir. Fazlalıkları korumak için, yalnız bir ölçüm standardize edilmiş en büyük hataya tekabül eden  $z_5$

seçilerek çıkarılabilir (hesaba katılmaz). Orjinal ölçüm kümesindeki  $z_1, z_2, z_3, z_4$  ve  $x_1^{(0)}=0^0, x_2^{(0)}=x_3^{(0)}=1.0$  pu başlangıç değerleriyle durum kestirim hesaplamaları yeniden tekrarlanır, şu şekilde;

$$\hat{x}_1 = \delta_2 = -0.1600 \text{ rad} = -9.1673^0$$

$$\hat{x}_2 = |V_2| = 0.9223 \text{ pu}$$

$$\hat{x}_3 = |V_1| = 1.0174 \text{ pu}$$

$H_x$  jakabion matrisine ve  $G_x$  kazanç matrisine tekabül eden nümerik değerlerin doğruluğu kontrol edilebilir;

$$H_x = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -0.5978 & -4.0175 & 4.8358 \\ -3.7053 & 0.6482 & 0.5876 \end{bmatrix}, G_x = \begin{bmatrix} 6.1913 & -0.4670 & -1.6904 \\ -0.4670 & 5.2217 & -4.6877 \\ -1.6904 & -4.6877 & 6.9998 \end{bmatrix} \cdot 10^{-4}$$

Ölçüm hatalarının yeni kestirimleri şu şekilde bulunmuştur;

$$\hat{e}_1 = z_1 - \hat{x}_2 = 0.92 - 0.9223 = -0.0023$$

$$\hat{e}_2 = z_2 - \hat{x}_3 = 1.02 - 1.0174 = 0.0026$$

$$\hat{e}_3 = z_3 - ((25/6) \hat{x}_3^2 - 4 \hat{x}_3 \hat{x}_2 \cos \hat{x}_1) = 0.605 - 0.6072 = -0.0022$$

$$\hat{e}_4 = z_4 - (-4 \hat{x}_3 \hat{x}_2 \sin \hat{x}_1) = 0.509 - 0.5978 = 0.0002$$

Karelerin ağırlıklı toplamının (serbestlik derecesi 1 olarak) miktarları;

$$\hat{f} = (-0.0023/0.01)^2 + (0.0026/0.01)^2 + (-0.0022/0.02)^2 + (0.0002/0.015)^2$$

$$\hat{f} = 0.1355$$

Tablo 2.1 deki  $\kappa_{1,0.01}^2 = 6.64$ 'den daha az olduğu belirlenmiştir. Bundan dolayı, bu örneğin  $\hat{x}_1, \hat{x}_2$  ve  $\hat{x}_3$  kestirimleri, durum değişkenlerinin uygun değerleri olarak kabul edilebilmiştir. Bu yüzden şu sonuca varabiliriz;  $z_5$  orjinal ölçüm kümesindeki tek kötü veri noktasıdır.

Kötü veri birçok sebepten ortaya çıkabilir. Bu sebeplerden biri ölçü aletinin uygun bağlanmadığı durumda, negatif yerine pozitif değer okuması olduğu zaman kötü veri ortaya çıkar. Örneğin; Örnek 2.5'deki  $z_5$ 'in orjinal veri kümesinde 0.305 pu'e eşit olan,

dođru olmayan bir deęer kaydedilmiřtir. Eęer orjinal verilerinde  $z_5 = -0.305$  pu ayarlamasıyla bu ölçümün işareti deęiřtirilirse ve 5 ölçümün hepsi kullanılarak durum kestirimleri yeniden hesaplanırsa, řunu elde ederiz;

$$\hat{x}_1 = \delta_2 = -0.1599 \text{ rad} = -9.1616^\circ$$

$$\hat{x}_2 = |V_2| = 0.9222 \text{ pu}$$

$$\hat{x}_3 = |V_1| = 1.0175 \text{ pu}$$

Bu sonuçlar  $\hat{f} = 0.1421$  karelerinin toplamıyla kabul edilebilir sonuçlardır. Böylece durum kestiriminde, ölçü aletleri fiziksel sistem üzerinde yeniden düzgünce yerleřtirilirse iyi sonuçlar elde edilebilir.



## 3.BÖLÜM

### YAPAY SİNİR AĞLARI

#### 3.1 Giriş

Yapay sinir ağları ya da kısaca YSA; insan beyninin çalışma sisteminin yapay olarak benzetimi çabalarının bir sonucu olarak ortaya çıkmıştır. En genel anlamda bir YSA insan beynindeki birçok nöronun, ya da yapay olarak basit işlemcilerin birbirlerine değişik etki seviyeleri ile bağlanması ile oluşan karmaşık bir sistem olarak düşünülebilir. Önceleri temel tıp birimlerinde insan beynindeki nöronların matematiksel modelleme çabaları ile başlayan çalışmalar, geçtiğimiz on sene içerisinde, disipline bir şekil almıştır. YSA bugün fizik, matematik, elektrik ve bilgisayar mühendisliği gibi çok farklı bilim dallarında araştırma konusu haline gelmiştir. YSA'nın pratik kullanımı genelde, çok farklı yapıda ve formlarda bulunabilen bilgi verilerini hızlı bir şekilde tanımlama ve algılama üzerinedir. Aslında mühendislik uygulamalarında YSA'nın geniş çaplı kullanımının en önemli nedeni, klasik tekniklerle çözümü zor problemler için etkin bir alternatif oluşturmasıdır.

#### BİLGİSAYAR

#### İNSAN BEYİNİ

* Sayısal	* Analog
* Seri	* Paralel
* Komut kümeli	* Bilgiye adapte olma
* Yanlış hesaplamalar sonucu etkiler	* Birimlerin ana işlemlere etkisi azdır
* Giriş verilerindeki hatalar sonucu etkiler	* Giriş verilerindeki hatalara her zaman duyarlı değil



### 3.2 Tarihsel Gelişimi

1940'larda Mc. Culloch ve Pitts nöronun lojik fonksiyonlarını sağlayan basit bir eşik cihazı olarak modellenebileceğini gösterdi (Mc. Culloch et al, 1943). Aynı zaman aralığında mühendislik temelleri geri beslenme ve beyin fonksiyonlarından faydalanan Wiener, sibernetiğin temelini atıyordu. 1949'da Donald Hebb hücrese seviyede beyinin öğrenme mekanizması konusunda bazı çalışmalar yapmıştır (1949). Hebb'in biyolojik öğrenme kuralı, bir nörondan dentrit yoluyla gelen bir aksonal giriş onun bir darbe üretmesine sebep olur. Sonraki aksonal girişlerin darbe üretmesi olasılığı artar. Böylece yapılan davranışın mükafatı ortaya çıkar. Hızlı hesaplama yönelik ilk YSA çalışmaları 1950'li yıllarda başlamış ve basit nöron modellerine dayalı bir hesaplama modeli 1950'lerde Rosenblatt tarafından ortaya atılmıştır (1958). 1960'lı yıllarda Widrow ve Hoff, bu basit nöron modellerini kullanarak ilk öğrenen adaptif sistemler üzerinde çalışmıştır (Widrow et al, 1960). Ancak 1969'da Minsky ve Papert yayınladıkları Perceptron adlı bir kitapta YSA yardımcı ile öğrenmede ve hesaplamada aşılması zor engeller olduğunu iddia etmişler ve bu iddia YSA konusundaki çalışmaları büyük ölçüde yavaşlatmıştır (Minsky et al, 1969).

1982 yılında artık YSA teknolojisinin teori kısmı yapılanmasını hemen hemen tamamlamıştı ve 1982'de J.J. Hopfield tarafından yayınlanan "Neural Networks and Physical systems" adlı çalışma ile çağdaş YSA devri başlamış oluyordu (1982). Bu çalışmada Hopfield nöronların karşılıklı etkileşimlerine dayanan bir nöral hesaplama modeli önermiştir. Model bir enerji fonksiyonunu alabileceği en az değerine indiren 1. mertebe lineer olmayan diferansiyel denklemlerden oluşmuştur. Hopfield ağ seviyesinde, tek tek nöron seviyesinde var olmayan hesaplama kapasitesinin bulunduğunu öne sürdü. Bu tür YSA'ya Hopfield ağı denmektedir. Hopfield'in geri beslemeli YSA modelini ortaya atması ve bunun pratik optimizasyon problemlerinde kullanılabilirliğini göstermesi YSA konusundaki çalışmaları bu noktada yeniden hızlandırmıştır.

1976'da Grossberg ART(Adaptive Resonance Theory) adında bir YSA yapısı geliştirdi. ART çok gelişmiş bir YSA'dır ve henüz çok fazla probleme uygulanmamıştır. O sıralarda Kohonen de (Self- Organizing Maps) "kendini düzenleyen nitelik haritasını" geliştireyordu(1982). Bu YSA nümerik aerodinamik akış hesaplamaları için çoğu algoritmik yöntemden daha etkili olmuştur.

1986'da Rumelhart ve arkadaşlarının "Parallel Distributed Processing" grubu ileri beslemeli modellerde yeni öğrenme modeli olan hatanın geriye yayılması algoritmasını (error back propagation algorithm) geliştirerek, bu konudaki daha önce iddia edilen aksaklıkların aşılabileceğini göstermişlerdir (Rumelhart et al, 1986). Bugün endüstride birçok YSA uygulamasında bu öğrenme yöntemi ile bunun değişik varyasyonları kullanılmaktadır. Back-propagation algoritması, çok kullanılan, öğrenilmesi kolay bir ağıdır.

Widrow ve öğrencileri ise ADALINE'den (ADaptive LINEar Element) sonra MADALINE'yi geliştirip bu YSA'ya uygulama alanları buldular. MADALINE I'i 1987'de MADALINE II, 1988'de (David Andes'in keşfettiği) MADALINE III takip etti (Widrow et al, 1990).

Günümüzde YSA'nın teorik çalışmaları büyük ölçüde tamamlanmış olup, 1986'dan bu yana uygulamaya yönelik çalışmalar son derece yoğun bir şekilde devam etmektedir.

### **3.3 YSA'nın Tanımı ve Modeli**

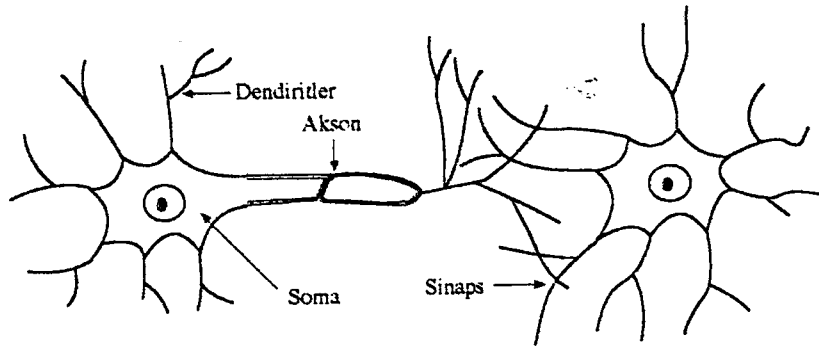
#### **3.3.1 YSA'nın Tanımı**

YSA paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemidir. Bu sistem tek yönlü işaret kanalları (bağlantılar) ile birbirine bağlanan işlem elemanlarından oluşur (Karlık, 1994). Çıkış işareti bir tane olup isteğe göre çoğaltılabilir. YSA yaklaşımının temel düşüncesiyle, insan beyninin fonksiyonları arasında benzerlik vardır. Bu yüzden YSA sistemine insan

beyninin modeli denilebilir. YSA çevre şartlarına göre davranışlarını şekillenebilir. Girişler ve istenen çıkışların sisteme verilmesi ile kendisini farklı cevaplar verebilecek şekilde ayarlayabilir. Ancak son derece karmaşık bir içyapısı vardır. Onun için bugüne kadar gerçekleştirilen YSA; biyolojik fonksiyonların temel nöronlarını örnek alarak yerine getiren kompoze elemanlardır.

### 3.3.2 Nöronun Biyolojik Yapısı ve Nöron Modeli

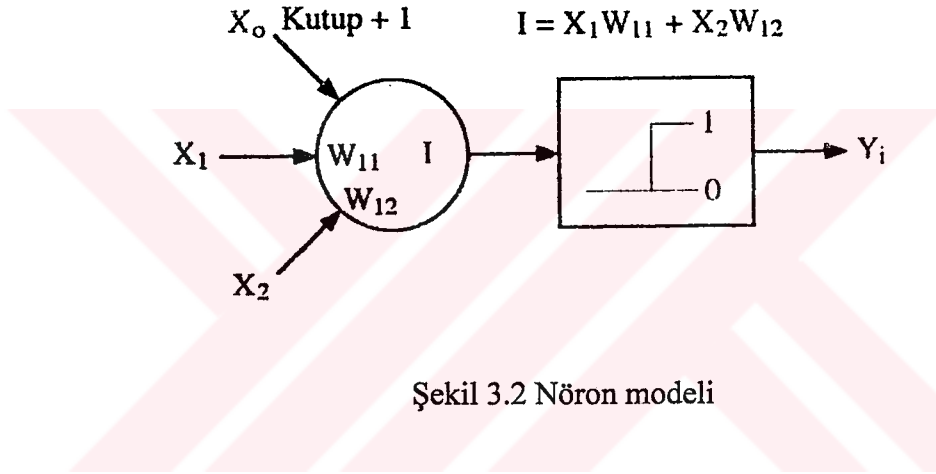
İnsanın bilgi işleme olayı beyinde gerçekleşir. Gerçekten de en karmaşık sinir ağı Cerebral Cortex denilen “beyin”dir. Sinir sisteminin en basit yapısı nöronlardır. Beyinde yaklaşık olarak  $10^{10}$  sinir hücresi vardır. Yine hücre başına bağlantı sayısı ise  $10^4$  mertebesindedir. Beyin için çalışma frekansı 100 Hz’dir. Fiziksel boyutları ise 1.3 kg ve  $0.15 m^2$  kesitlidir. Vücudun değişik yerleri ile bilgi alışverişi yapan nöron hücresidir. Bir biyolojik sinir hücresinde, sitoplazma dengede iken hücreler arası sıvıya göre -85 mV’luk bir gerilim sınırına kadar polarizedir. Bu potansiyel farkı  $50 A^\circ$  kalınlığındaki fosfolipid moleküllerinin iki katmanlı olarak düzenlenmesinden oluşmuş hücre zarı üzerindedir. Şekil 3.1 de basit bir nöron hücresi görülmektedir.



Şekil 3.1 Basit bir nöron yapısı

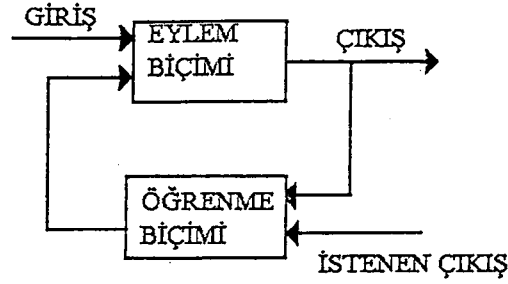
Nöron, soma adı verilen hücre gövdesi dentrit denilen kıvrımlı uzantılar ve somanın dalları sayesinde nöronu dallarına bağlayan tek sinir fiberli aksondan oluşur. Dendrit’ler

hücreye gelen girişleri toplarlar. Dendrit tarafından alınan işaretler hücrede birleştirilerek bir çıkış darbesi üretilip üretilmeyeceğine karar verilir. Eğer bir iş yapılacaksa üretilen çıkış darbesi aksonlar tarafından taşınarak diğer nöronlarla olan bağlantılara veya terminal organlara iletilir (akson tarafından bir elektriksel darbenin üretilmesi için, -40 mV'luk eşik gerilimini aşacak ve hücre zarını depolarize edecek yönde stoplazmaya akım gönderilmelidir. Bu darbenin biçimi darbeyi üreten sistemden bağımsızdır). Beyindeki korteksde her nöronun bir karşılığı vardır. Bir nöronun çıkışı ona bağlı olan bütün nöronlara iletilir. Fakat korteks, işin yapılabilmesi için hangi nöron harekete geçirilecekse, sadece ona komut gönderir.



Şekil 3.2 Nöron modeli

Somanın içinde ve çevresinde sodyum, kalsiyum, potasyum ve klor iyonları vardır. Potasyum yoğunluğu nöronun içinde, sodyum yoğunluğu dışındadır. Somanın zarı elektriksel olarak uyarılınca (söz konusu uyarı genellikle bir gerilim düşmesidir) zar, Na ve Ca gibi diğer iyonların içeri geçmesine izin verir ve somanın iç durumunu değiştirir nöronlar arasındaki bağlantılar hücre gövdesinde veya "sinaps" adı verilen dendritlerdeki geçişlerde olur. Yardımcı bir benzetme aksonlarla, dendritleri elektrik sinyallerini nörona ileten değişik empedansdaki yalıtılmış iletken olmasıdır. Sinir sistemi milyarlarca nöron ile tek bir nöronun çıkan aksonun 10000 kadar diğer nöronu bağlayan bir ağıdır. Sinapslarla düzeltilen işaretleri taşıyan aksonlar ve dendritlerle içiçe geçmiş nöronlar bir sinir ağı oluştururlar. Şekil 3.2'de en basit formda gösterilen nöron modeli, bir eşik birimi olarak algılanabilir.



Şekil 3.3 YSA'nın genel blok şeması

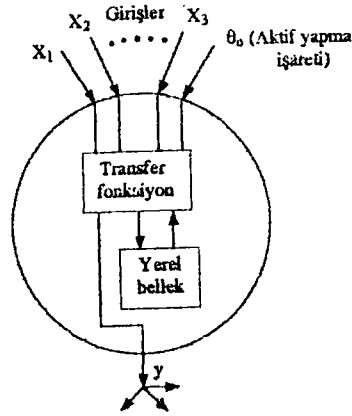
Şekil 3.3'de ise YSA'nın genel blok şeması gösterilmektedir.

Eşik birimi, çıkışları toplayan ve sadece girişin toplamı iç eşik değerini aştığında bir çıkış üreten işlem elemanıdır. Bir eşik birimi olarak nöron sinapslarındaki işaretleri alır ve hepsini toplar. Eğer toplanan işaret gücü eşiği geçecek kadar güçlü ise diğer nöronları ve dendritleri uyaran akson boyunca bir işaret gönderilir. Kesişen dendritlerden gelen sinapslarla kapılanan bütün işaretleri soma toplar. Toplam işaret daha sonra nöronun iç eşik değeri ile karşılaştırılır ve eşik değerini aşmışsa aksona bir işaret yayar. YSA, bu basit nöronların (düğümünün ya da ünitelerin) bağlanarak bir ağ'a dönüştürülmesiyle meydana getirilir.

### 3.4 YSA'nın Yapısı ve İşlem Elemanı

YSA temel olarak, basit yapıda ve yönlü bir graf biçimindedir. Her bir düğüm hücre denilen n. dereceden lineer olmayan bir devredir. Düğümler işlem elemanı olarak tanımlanır. Düğümler arasında bağlantılar vardır. Her bağlantı tek yönlü işaret iletim yolu (gecikmesiz) olarak görev yapar. Her işlem elemanı istenildiği sayıda giriş bağlantısı ve tek bir çıkış bağlantısı alabilir. Fakat bu bağlantı kopya edilebilir. Yani bu tek çıkış birçok hücreyi besleyebilir. Ağ'daki tek gecikme, çıkışları ileten bağlantı yollarındaki iletim gecikmeleridir. İşlem elemanının çıkışı istenilen matematiksel tipte olabilir. Kısmen sürekli çalışma konumunda "aktif" halde eleman bir çıkış işareti üretir.

Giriş işaretleri YSA' ya bilgi taşır. Sonuç ise çıkış işaretlerinden alınabilir. Şekil 3.4 'de genel bir işlem elemanı (nöron, düğüm) gösterilmiştir.



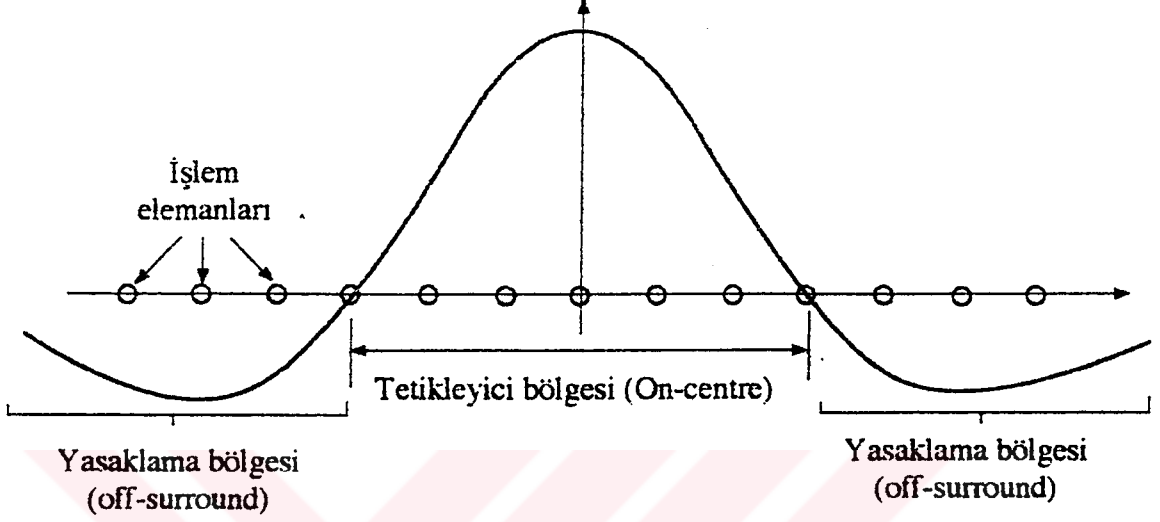
Şekil 3.4 Genel işlem elemanı yapısı

YSA birtakım alt kümeler ayrılabilir. Bu alt kümelerdeki elemanların transfer fonksiyonları aynıdır. Bu küçük gruplara "katman" layer adı verilir. (örn:çok katmanlı perceptron MLP) Ağ katmanların birbirlerine hiyerarşik bir şekilde bağlanmasından oluşmuştur. Dış dünyadan alınan bilgi giriş katmanı ile taşınır. Bir transfer fonksiyonları yoktur. YSA transfer fonksiyonu ve yerel bellek elemanı bir öğrenme kuralı ile giriş çıkış işareti arasındaki bağıntıya göre ayarlanır. Aktif yapma girişi için bir zamanlama fonksiyonu tanımlaması gerekebilir. Kısaca bir YSA' dan beklenen görev, gerçek dünyadaki nesnelere biyolojik sinir ağının yaptığı işlevi, benzer bir yolla yerine getirmesidir. YSA'nın giriş veri tipleri ikili (binary) 0-1 veya sürekli değerlerdir. Bu giriş durumlarından başka, işlem elemanlarına ait girişleri matematiksel olarak da sınıflamak gerekmektedir. çünkü bir işlem elemanına gelen girişlerin bir kısmı azaltıcı uyarma girişleri olmaktadır. Bu arttırıcı veya azaltıcı girişler "giriş sınıflarını" oluşturur.

### 3.4.1 Giriş İşareti Sınıfları

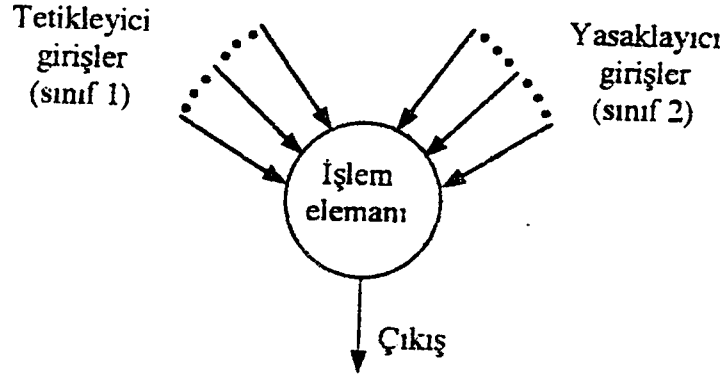
İşlem elemanının transfer fonksiyonu gelen bütün giriş işaretleri için tanımlanır. Bazen değişik katman davranışlarının farklı olması tabiidir. İşaretlerin hangi bölgelerden

geldiğinin bilinmesi gerekir. Değişik bölgelere göre işaretlerin sınıfları tamamlanabilir. Sıkça izlenen bir yapı ise merkezde evet/çevrede hayır (on centre/off surround) yapısıdır. Şekil 3.5'de bu yapı gösterilmektedir. Meksika şapkasına benzer bağlantı tipindedir.



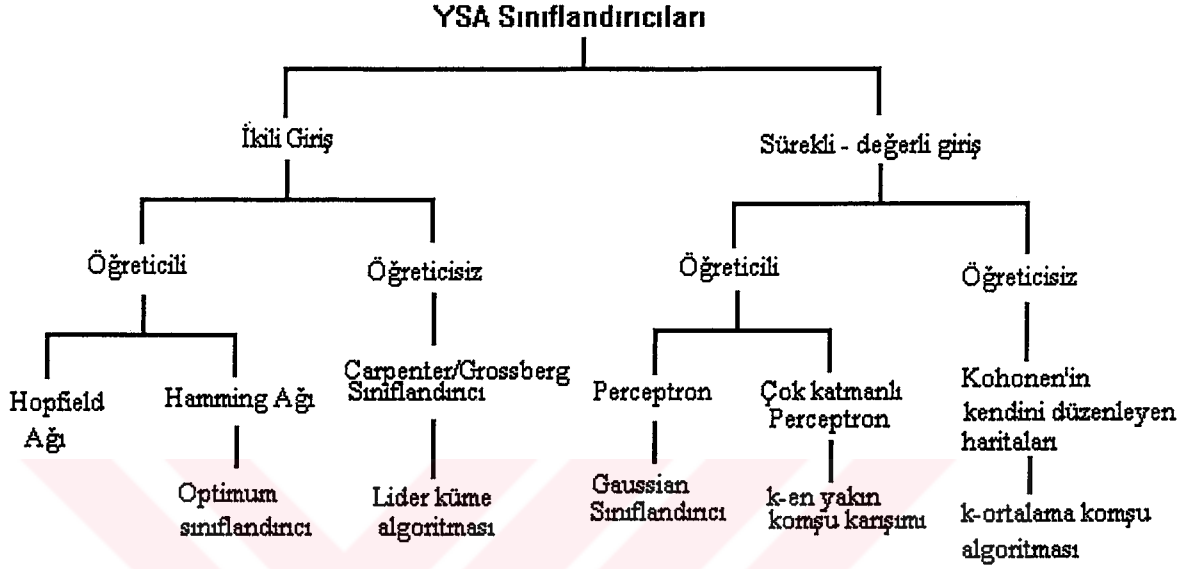
Şekil 3.5 Komşu hücrelerin merkez hücreye etkisi

İşlem elemanı tetikleyici girişlerin kendine yakın komşu girişlerden yasaklanan girişlerini daha uzaktan alır. Böylece işlem elemanına gelen girişler sınıflarına göre değerlendirilmiş olur. Tetikleyici bölgeden gelen girişler yasaklanan sınıfı oluşturur. Şekil 3.6 böyle bir işlem elemanını gösterir. Bir işlem elemanına gelen girişler matematiksel tiplerine göre etiketlenilerek sınıflandırılır. YSA, giriş veri tiplerine göre ikili giriş (0,1) ve sürekli değerli giriş olmak üzere aşağıdaki gibi sınıflandırılır.



Şekil 3.6 Tetikleyici ve yasaklanan girişlere sahip bir işlem elemanı

Burada giriş işareti olarak seçilen I ve w'nın sayısal değerleri bu değerlerin ölçümler boyunca okunması sırasında sürekli-değerli (reel sayı) olduğundan dolayı, sınıflandırıcı olarak öğreticili öğrenmeye sahip olan çok katmanlı perseptrona bağlı olarak ileri-besleme sinir ağı ve hatanın geriye-yayılımı algoritması kullanılmıştır.



### 3.4.2 Bağlantı Geometrileri

Bağlantılarda taşınan işaret verisinin cinsi tanımlanmalıdır. Bağlantı geometrisi YSA için çok önemlidir ve bağlantı işareti her cinsten olabilir. Bağlantının nerede başlayıp nerede bittiğini bilmesi gerekir. 1'den N'e kadar olan bir işlem elemanı kümesinin bağlantıları aşağıda tanımlandığı gibi NxN boyutlu matris biçiminde gösterilebilir.

$$\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & w_{nn} \end{bmatrix} = [w_{ij}]$$

$$w_{ij} = w_{ji} = 1 \leftarrow i. \text{ işlem elemanı } j. \text{ işlem elemanına bağlı}$$



$w_{ij} = w_{ji} = 0 \Leftarrow$  bağılı değil

En fazla  $N^2$  bağlantı olur. Bağlantılar çeşitli geometrik bölgeler arasında demetler halinde düşünülebilir. Bu bağlantı demetlerinin uyması gereken kurallar şunlardır.

- 1- Bağlantı demetini oluşturan işlem elemanları aynı bölgeden çıkmalıdır.
- 2- Bağlantı demetinin işaretleri aynı matematiksel tipten olmalıdır.
- 3- Bağlantı demetinin işaretleri aynı sınıftan olmalıdır.
- 4- Bağlantı demetinin bir seçim fonksiyonu ( $\sigma$ ) olmalıdır.

$$\sigma : T \rightarrow 2^S \quad T: \text{Hedef belgesi} \quad S: \text{kaynak bölgesi}$$

Hedef bölgesindeki her işlem elemanı kaynak bölgesindeki her elemana giderse "tam" (full) bağılıdır. (örn: çok katmanlı perceptron). Eğer her hedef bölgesi elemanı N kaynak bölgesi elemanına bağılı ise " düzgün dağılmış" (uniform) olasıdır. Ayrıca her bir elemana, yine bir kaynak elemanı bağılı ise buna "bire-bir" bağılı denir.

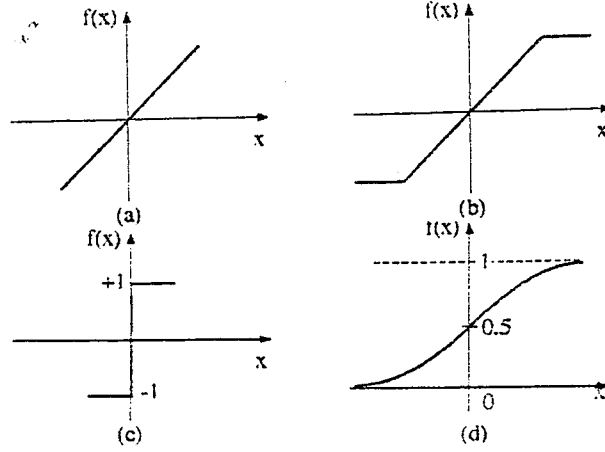
### 3.4.3 Ağ Tipleri

Üç Çeşit Ağ Tipi Vardır

- 1- İleri beslemeli ağ: Her bir katmandaki hücreler sadece bir önceki katmanın hücrelerince beslenir.
- 2- Kaskat bağlantılı ağ: Hücreler sadece önceki katmanlardaki hücrelerce beslenir.
- 3- Geri beslemeli ağ: En az bir hücre sonraki katmanlardaki hücrelercede beslenir. (Bu çalışmada hem ileri, hem de geri beslemeli ağ tipi birlikte uygulanmalıdır).

### 3.4.4 Eşik Fonksiyonları

Transfer veya işaret fonksiyonları olarak da adlandırılan eşik fonksiyonları, muhtemel sonsuz domen girişli işlem elemanlarını önceden belirlenmiş sınırdaki çıkış olarak düzenler. Dört tane yaygın eşik fonksiyonu vardır. Bunlar, rampa, basamak ve sigmoid fonksiyonudur. Şekil 3.7'da bu fonksiyonlar gösterilmiştir.



Şekil 3.7 Sıkça kullanılan dört eşik fonksiyonu

Şekil 3.7 (a)'da gösterilen lineer fonksiyonun denklemi aşağıdaki gibidir.

$$f(x) = \alpha \cdot x$$

$\alpha$ : işlem elemanının  $x$  aktivitesini ayarlayan reel değerli bir sabittir. Lineer fonksiyon  $[-\tau, +\tau]$  sınırları arasında kısıtlandığında (b)'deki rampa eşik fonksiyonu olur ve denklemi;

$$\tau : \text{eğer } x \geq \tau \text{ ise}$$

$$f(x) = \begin{cases} \tau & \text{eğer } |x| < \tau \text{ ise} \\ \tau & \text{eğer } x \leq -\tau \text{ ise} \end{cases}$$

$$\tau : \text{eğer } x \leq -\tau \text{ ise} \quad \text{şeklini alır.}$$

$+\tau$  ( $-\tau$ ) işlem elemanının maksimumu (minimumu) çoğu zaman doyma seviyesi olarak adlandırılan çıkış değeridir. Eğer eşik fonksiyonu bir giriş işaretine bağlı ise yaydığı  $+\tau$  giriş toplamı pozitif, bağlı değilse eşik basamak fonksiyonu  $[-\delta]$  olarak adlandırılır.

Şekil 3.7 (c), basamak eşik fonksiyonunu gösterir ve denklemi;

$$+\tau : \text{eğer } x > 0 \text{ ise}$$

$$f(x) = \begin{cases} +\tau & \text{eğer } x > 0 \text{ ise} \\ -\delta & \text{diğer durumlar} \end{cases}$$

$$-\delta : \text{diğer durumlar} \quad \text{şeklindedir.}$$

Son ve en önemli eşik fonksiyonu (bu çalışmada kullanılan) sigmoid fonksiyonudur. Şekil 3.7 (d) de gösterilen S biçimindeki sigmoid fonksiyonu; seviyeli, lineer olmayan çıkış veren, sınırlı, monoton artan fonksiyondur.

Denklemi;

$f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$  biçimindedir.

Her işlem elemanı kendisine verilen yerel veriye göre, kendisini ayarlayacak bütün YSA'nın enformasyon bölgesinin öğrenmesini sağlar. (Enformasyon bölgesi olasılık-yoğunluk fonksiyonu ile de tanımlanabilir). Enformasyon bölgesi birçok uygulamada, gerçek değer "0" ile "1" arasında normalize edilmesi gerekir. (Normalize etmek: gerçek değeri 85 olan bir girişi 0.85 şeklinde ağa uygulamaktır.) Normalizasyon aynı anda bütün girişlere uygulanabilir.

### 3.4.5 Ağırlık Uzayı

Bir çok YSA öğrenme işlemi, işlem elemanlarının ağırlığı değiştirilerek sağlanır. Böylece tanımlanan ağırlık değiştirilerek öğrenmede iyi bir model kullanıp, ağırlıkların bu modele göre değiştirilmesi esastır. Basit bir matematiksel model olarak her bir işlem elemanının "n" adet gerçek ağırlığı olduğu düşünülerek ve N adet işlem elemanı gözönüne alınırsa;

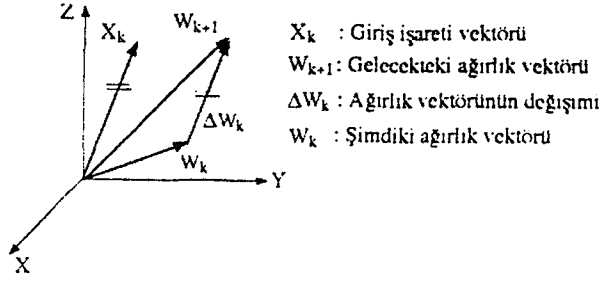
$$w = (w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1n}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2n}, \dots, w_{N1}, w_{N2}, \dots, w_{Nn})^T$$

$$w = (w_1^T, w_2^T, w_3^T, \dots, w_N^T)$$

$w_1, w_2, \dots, w_N$ : işlem elemanlarının ağırlık vektörleridir.

$$w_1 = \begin{pmatrix} w_{11} \\ w_{12} \\ \vdots \\ w_{1n} \end{pmatrix} \dots \dots \dots w_N = \begin{pmatrix} w_{N1} \\ w_{N2} \\ \vdots \\ w_{Nn} \end{pmatrix}$$

YSA ağırlık vektörü N, n boyutlu orkid uzayında yayılır. YSA'nın enformasyon işleme performansı, ağırlık vektörünün belirli bir değeri ile bulunacaktır. Aşağıda Şekil 3.8' de ağırlıkların düzeltiminin vektörel çizimi verilmiştir.



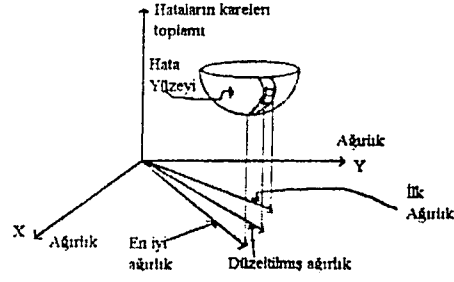
Şekil 3.8 Üç boyutlu uzayda ağırlık vektörünün değişimi

Şekilde görüldüğü gibi  $\Delta \bar{W}_k, \bar{X}_k$  ile aynı doğrultuda olduğunda istenen hata düzeltimini en küçük ağırlık değişimi ile elde etmek mümkündür. Böylece yeni bir giriş örüntüsü uygulandığında önceki eğitim örüntülerinin cevabı en az bozulmuş olur. Hata değişimini inceleyen iki çeşit kural vardır.

- 1- Hata düzeltme kuralları,
- 2- Gradyen kuralları.

Hata düzeltme kuralları; Her bir giriş örüntüsünde ağırlıkları yeniden ağırlayarak çıktı hatasını en aza indirmeye çalışırlar. Gradyen kurallarında ise, ağırlıklar yeniden ayarlanarak ortalama karesel hatayı (MSE) en aza indirilmeye çalışılır.

Bu noktada gradyen kuralından kısaca bahsedecek olursak, hatayı düzeltmenin (yani minimize etmenin) geometrik bir yorumunu yapmak mümkündür. Bunu yapabilmek için ağırlıkların mümkün olan tüm değerleri, hataların kareleri toplamına karşı gelecek şekilde üç boyutlu koordinat sisteminde çizilir. Bu çizim sonunda hata yüzeyi küresel bir top şeklindedir. Bu yüzeyi bir tasa da benzetmek mümkündür. Tasın en alt kısmı hataların kareleri toplamının en küçük değerlerine karşı gelmektedir. Eğitim sırasında amaç ağırlıklar kümesinin en iyisini bulmak olan, en alt kısmına ulaşmaktır. Geriye-yayılım algoritması o andaki ağırlıklar yerine, yüzey hatasının eğimini hesaplayarak amacına ulaşır. Daha sonra da bu ağırlıkları tasın alt kısmına doğru artımsal olarak değiştirir. İşte bu artımsal olarak tasın üst kısmından alt kısmına doğru ilerleme işlemine “gradyen iniş” denir. Şekil 3.9’da gradyen inişin geometrik yorumu görülmektedir.



Şekil 3.9 Gradyen inişin geometrik yorumu

Ağırlık vektörü ile çalışan YSA' da önemli noktalardan birisi, bir öğrenme kuralı geliştirip, enformasyon bölgesi kullanarak (eşik fonksiyonu ile) ağırlık vektörü "w" yi istenilen YSA performansı verecek noktaya yöneltmektir. Genellikle öğrenme kuralı için bir performans ya da maliyet fonksiyonu tanımlanır. Minimizasyon veya maksimizasyon ile "w" vektörü bulunur. Bir performans çeşidi olarak bilinen, MSE (karesel ortalama hata) şu şekilde tanımlanır.

$$F(w) = \int_A |f(x) - G(x, w)|^2 \rho(x) dv(x)$$

Amaç F'i küçültmeye çalışmaktır.

$y=G(w,x)$ : sistemin giriş çıkış fonksiyonu.

y: çıkış işareti vektörü

x: giriş işareti vektörü

w: ağırlık vektörü

$\rho(x)$ : olasılık yoğunluk fonksiyonu

### 3.5 YSA' da Eğitim (Training)

#### 3.5.1 Eğitim Algoritmaları

Eğitim algoritmaları YSA'nın ayrılmaz bir parçasıdır. Eğitim algoritması eldeki problemin özelliğine göre öğrenme kuralını YSA'na nasıl adapte edeceğimizi belirtir.

Üç çeşit eğitim algoritması yaygın olarak kullanılmaktadır.

1. Öğreticili eğitime (supervised training).
2. Skor ile eğitime (graded training).
3. Kendini düzenleme ile eğitime (self-organization training)

Öğreticili eğitimde, elimizde doğru örnekler vardır. Yani  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  şeklindeki giriş vektörünün,  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$  şeklindeki çıkış vektörü, tam ve doğru olarak bilinmektedir. Her bir  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$  çifti için ağ doğru sonuçları verecek şekilde seçilen bir öğrenme kuralı ile beraber eğitilir.

Skor ile eğitimde giriş işaretlerine karşılık gelen çıkış işaretleri tam olarak bilinmemektedir. Çıkış işareti yerine skor verilir ve ağın değerlendirilmesi yapılır. özellikle kontrol uygulamaları için idealdir. Çeşitli maliyet (cost) fonksiyonları kullanılır.

Kendini düzenleyen ağ: giriş işaretine göre kendini düzenleyerek organize eder. Olasılık yoğunluk fonksiyonlarına, sınıflandırma ve Şekil tanıma problemlerine uygulanabilir.

Ne tür eğitime yöntemi kullanılırsa kullanılsın, herhangi bir ağ için gerekli karakteristik özellik, ağırlıkların verilen eğitime örneğine nasıl ayarlanacağını belirtilerek öğrenme kuralının oluşturulmasıdır. Öğrenme kuralının oluşturulması için bir örneğin, ağa defalarca tanıtılması gerekebilir. Öğrenme kuralı ile ilişkili parametreler ağın zaman içinde gelişme kaydetmesiyle değişebilir. Hangi YSA algoritmasında ne tür bir eğitime kullanıldığı bu bölümün giriş işaretlerinin sınıflandırılması kısmında gösterilmiştir.

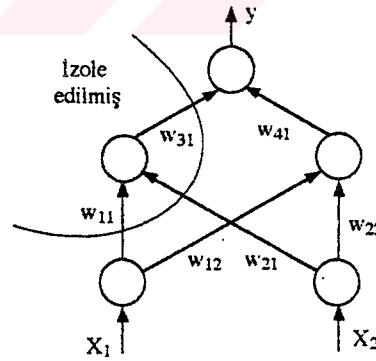
### 3.5.2 Bellek

YSA'nın önemli bir özelliği bilgiyi saklama şeklidir. YSA' da bellek dağıtılır. Bağlantı ağırlıkları YSA bellek biçimleridir. Ağırlıkların değerleri ağın o anki bilgi durumunu temsil eder. Mesela; bir giriş/istenen çıkış çiftinin belirtilen bilgi parçası ağın içinde birçok bellek biçimine dağıtılmıştır. Bellek üniteleri ile diğer saklı bilgiler, bu bilgiyi paylaşırlar. Bazı YSA bellekleri ilişkilidir. Öyle ki eğitilen ağa bir kısmı uygulanırsa, ağ

bu giriş belleğindeki en yakın çıkışı bu giriş için seçer ve tam girişe bağlı çıkış ortaya çıkar. Eğer YSA oto-ilişkili ise, kısmi giriş vektörlerinin ağa verilmesi bu girişlerin tamamlanması ile sonuçlanır. YSA belleğinin yapısı; eksik, gürültülü ve tam seçilemeyen bir giriş uygulandığı zaman bile mantıklı çıkış üretmeye uygundur. Bu kurala "genelleme" adı verilir. Bir genellenmenin kalitesi ve anlamı, uygulama çeşidine, ağın tipine ve karmaşıklığına dayanır. Lineer olmayan çok katmanlı ağlar (özellikle geriye yayılım ağları) gizli katmandaki özelliklerden öğrenirler ve bunları çıkışlar üretmek için birleştirirler. Gizli katmandaki bilgi, yeni giriş örüntülerine akılcı çözümler oluşturmak için kullanılabilir.

### 3.5.3 Hata Toleransı

Klasik hesaplama sistemleri çok az bir zarardan bile etkilenir. YSA için durum farklıdır. Bu farklılık YSA'nın hata toleranslı olmasıdır. İşlem elemanlarının az da olsa zarar görmesi sistemin bütününe etkiler. YSA paralel dağılmış parametrelili bir sistem olduğundan her bir işlem elemanı izole edilmiş bir ada olarak düşünülebilir. Şekil 3.10'da çok katmanlı perseptron (MLP) için bu durum gösterilmiştir.



Şekil 3.10 MLP' nin izole edilmiş hali

Daha çok işlem elemanın zarar görmesi ile sistemin davranışı biraz daha değişir. Performans düşer ama sistem hiç bir zaman durma noktasına gelmez. YSA sistemlerinin hata toleranslı olmasının nedeni bilginin tek bir yerde saklanmayıp, sisteme

dağıtılmasıdır. Bu özellik sistemin durmasının önemli bir zarara neden olacağı uygulamalarda önem kazanır.

### 3.5.4 YSA Kullanımının Sebepleri

1. YSA'lar verilerden hareketle, bilinmeyen ilişkileri akıllıca hemen ortaya çıkarabilmektedir. Bu özellikleri, uygulama açısından son derece önemlidir. Ayrıca veri toplama için bir ön sorgulama ya da açıklama gerekmemektedir.
2. YSA'lar çözüm olarak genelleştirilebilir. Bir örnekten hareketle, diğer örneklerdeki benzerlikleri doğru olarak anlayabilirler. Genelleştirme yapılabilmesi bu bakımdan çok iyi bir özelliğidir, çünkü gerçek dünya verilerinde sürekli olarak gürültü ve bozucu etkiler mevcuttur.
3. YSA'lar non-lineerdir. Bu özellikleri nedeni ile daha karmaşık problemleri lineer tekniklerden daha doğru çözerler. Non-lineer davranışlar hissedilir, algılanır, bilinebilir, ancak bu davranışları ya da problemleri matematiksel olarak çözmek zordur.
4. YSA'lar son derece paralelliğe sahiptir. Bağımsız işlemleri aynı anda çok hızlı yürütebilirler. Paralel donanımlar yapıları gereği YSA'lara uygun olduğundan kendisine alternatif çözüm metotlarından daha elverişlidir.

### 3.5.5 YSA'nın Klasik Yazılımlar İle Karşılaştırılması

YSA'lar, ısrarla belirtildiği gibi önceden tahmin, örnek değerlendirme ve gruplama işlemlerinde etkilidir. Aynı işlemleri klasik bir bilgisayar programı ile yapmak da mümkündür. YSA'lar, açıkça kuralları bulunmayan veya anında optimizasyon kısıtlamaları koyan uygulamalar için idealdir. YSA için endüstriyel kontrol işlemleri oldukça yaygın uygulama alanlarıdır. Burada kurallar çok sık değişmez ve üstelik iyi bir tarafı da öteki çalışma koşullarına ait verilerin bol oluşudur.



Klasik programlar da belirli bir görev için yazılmış bir yazılım yıllarca aynı tip işi yapar. Örneğin, bir mühendislik programı olan Autocad ve benzerleri ile sürekli aynı hizmetler yapılabilir.

YSA'ların uygulamadaki dezavantajlarını sıralayacak olursak,

1. Bir problemin çözümünde çok uygun bir çözüm bulamayabilirler ve çözümde hata yapabilirler. Buna sebep ise eğitilecek bir fonksiyonun bulunamamasıdır. Fonksiyon bulunsa bile yeterli veri sağlanamayabilir.

2. Sonuç almak yüzlerce giriş örneğinin hesaplanmasına bağlı olabilir. Ayrıca hangi ağırlığın sonucu nasıl etkileyeceğini tahmin etmek zordur.

3. YSA' larla bir dizi işlem yapmak, bunları eğitmek yavaş ve pahalı olabilir. Maliyeti arttıran sebeplerden ilki eğitime verilerinin toplanması ve değerlendirilmesidir. Doğru değerleri bulmak için deneyler yapmak gerekebilir.

4. Bir YSA'nın kalitesi ve kapasitesi uygulamadaki hızı ile orantılıdır. Öyle ki düğüm sayısındaki az bir artış bile yürütme zamanında çok daha fazla artışa sebep olur. Örneğin 100 düğümde 10000 bağlantı var ise, standart bir mikro işlemci bunu 10000000 çarpma, saklama işlemi yaparak hesaplanır. Böylece ağdan saniye de 1000 geçiş olur. Eğer 300 düğüm var ise aynı işlemci ancak 100 kere geçiş yapmayı sağlayabilir. Kısacası düğüm sayısı 3 kat arttığında cevap süresi 10 kat azalır.

Yinede YSA'ların diğer çözümlerden daha doğru çözümler ürettikleri de bir gerçektir. Çünkü bu sakıncalı durumlar teorik olarak söz konusudur.

### 3.6 Öğrenme Kuralları

Bilginin kurallar şeklinde açıklandığı klasik uzman sistemlerin tersine, YSA gösterilen örnekten öğrenerek kendi kurallarını oluşturur. Öğrenme; giriş örneklerine veya (tercihen) bu girişlerin çıkışlarına bağlı olarak ağırlık bağlantı ağırlıklarını değiştiren veya ayarlayan öğrenme kuralı ile gerçekleştirilir.

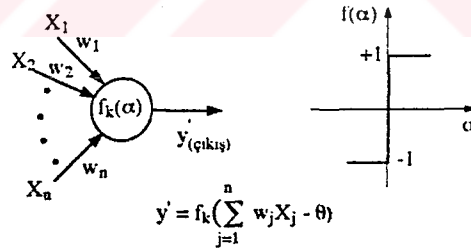
Öğreticisiz öğrenmede her giriş işareti için istenen çıkış sisteme tanıtılır ve YSA giriş/çıkış ilişkisini gerçekleştirene kadar kademe kademe kendini ayarlar. Günümüzde kullanılan birçok öğrenme kuralı vardır. Bilinen en çok kullanılan öğrenme kuralları şunlardır.

- Rastlantısal (Hebb) öğrenme kuralı
- Performans (Widrow ve ADALİNE) öğrenme kuralı
- Kompetitif (Kohonen) öğrenme
- Filtreleme (Grossberg)
- Spotitemporal öğrenme
- Genelleştirilmiş Delta Kuralı Öğrenme

Burada bütün öğrenme kuralları incelenmeyecektir. Sadece burada etkinliğinden bahsedilen "Genelleştirilmiş Delta Kuralı", ilk bölümde kısaca anlatılmıştı.

### 3.6.1 Perceptron (idrak,almaç)

Perceptron ağı, ilk 1943 yılında Mc Culloch ve Pitts tarafından saptandı (Mc culloch et al, 1943). Onların bahsettikleri YSA tipi aşağıda Şekil 3.11'da gösterildiği gibidir.

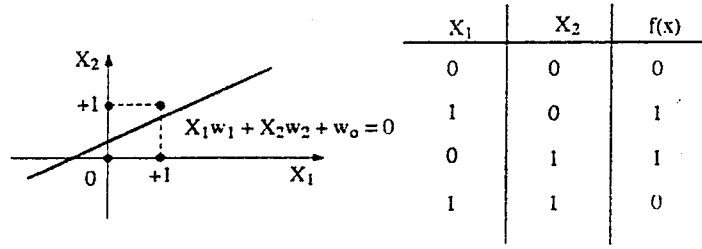


Şekil 3.11 Tek katmanlı perceptron yapısı

$\sum_{j=1}^n w_j x_j - \theta = 0$  n-boyutlu uzayda n-1 boyutlu bir düzlem belirler.

Yani bu ilk perseptron modeline göre, giriş bilgisinin mevcut iki sınıftan hangisine eşit olabileceğini bulacak şekilde eğitilen basit bir ağıdır. Daha sonra 1960 yıllarında F.Rosenblatt yukarıdaki ağ tipini biraz daha geliştirdi (Hebb, 1949). Ama Minshy ve

Papert bu tek katmanlı perseptronun XOR (ayrıcılık veya) işlemini gerçekleştiremediğini ispatladılar (Minshy et al, 1969). Şekil 3.12, Şekil 3.13 ve Şekil 3.14'den anlaşılacağı gibi 0'ların bir tarafta 1'lerin bir tarafta ayıracak şekilde bir bölge oluşmuyor. XOR gibi 3 veya daha fazla sınıfa ihtiyaç duyulan problemleri çözmek için yapılması gereken işlem; YSA yeni katmanlar eklemektir. Eşik bağlarıyla oluşturulan karar bölgesi şeklinin karmaşıklığı sadece eklenmiş olan katmanların sayısıyla sınırlıdır. Şekil 3.13'de gösterildiği gibi içbükey ayrılabilir fonksiyonlar gerçekleştirilebilir.



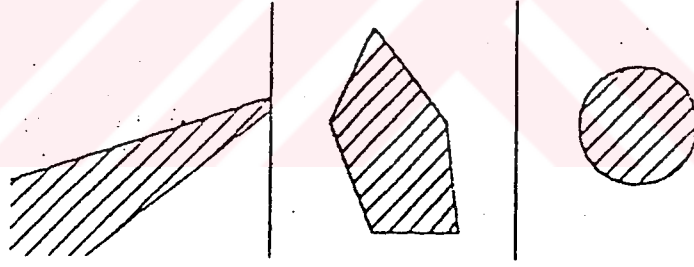
Şekil 3.12 Lineer yayılabilirliğin gösterimi

Bilgi lineer yayılamıyorsa 2.katmanın çıkışı konveks bölgededir bunun neticesi olarak 3.katmandan gelecek olan çıkış bilgisinin şekli, herhangi bir bölgenin şeklinde olabilir.

YAPI	Karar Bölgeleri tipi	XOR Problemi	Bölgelere Dayalı sınıflar	En iyi ayırdığı bölge şekilleri
Tek katman (a)	Doğrusal ayrılabilir. Ayrıcılık veya işlevini gerçekleyemez.			
İki katman (b)	Konveks (iç bukey) açık veya kapalı bölgeler.			
Üç katman (c)	İç bukey olmayan hatta bağlantılı olmayan bölgeler			

Şekil 3.13 Çok katmanlı perseptronda gizli katmanın rolü

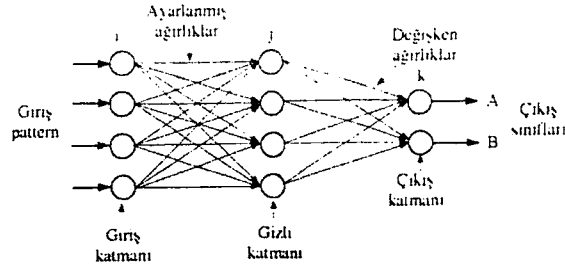
Bu sebeple ihtiyaç duyulan katman sayısı üç olmaktadır. Şekil 3.13' den anlaşılacağı gibi iç-bükey olmayan, hatta basit bağlantılı olmayan bölgeleri kümelemek ancak 3-katmanlı ağ ile mümkündür. 3-katmanlı perseptronun 2. katmanında ihtiyaç olan düğümlerin sayısı, bir karar bölgesinin birleştirilmemiş hali veya bir ağ gözünün bir dış-bükey alandan meydana gelemediğinin birinden büyük olması lazımdır. 2. katmandaki düğüm sayısı en kötü durumda giriş bilgilerinin dağılımını yapan bölgenin bağlanmamış sayısına eşit olması gerekir. Birinci katmandakilerin sayısı her iki katmandaki değişim ile 3 yada 4 köşeli dışbükey bir alan oluşturmaya yeterli seviyede olmalıdır. Bunun tipik bir sonucu olarak da en az 1. katmandakinden üç kat fazla miktarda olması gerekmektedir. Bununla beraber Gutierrez ve arkadaşları değişik perceptron ağlarının ihtiyacı olan düğüm sayıları hakkında çalışma yaptılar ve çok fazla düğümünde, çok az sayıda olduğu gibi zararlı etkisi olduğunu buldular (Gutierrez et al, 1989). Tek katmanlı perceptron uygulanan her eğitimin seti modelinin en önemli özelliği, lineer biçimde dağılmak zorunda olmasıdır. Şayet bu doğruysa, Rosenblatt perceptron ağının kararlı olacağını gösterdiler (mesela ağırlıklar iterasyonla yakınsar).



Şekil 3.14 Açık ve kapalı konveks karar bölgelerinin örnekleri

### 3.6.2 Çok Katmanlı Perceptron (Multi-Layer Perceptron)

Çok katmanlı perceptron giriş ve çıkış katmanları arasında birden fazla katmanın kullanıldığı YSA sistemleridir. Gizli katman (hidden layer) olarak isimlendirilen bu katmanlarda, düğümleri aracısız giriş olmayan ve aracısız çıkış veremeyen üniteler vardır. Şekil 3.15 'de çok katmanlı perseptronun genel yapısı verilmiştir.



Şekil 3.15 Çok katmanlı perceptron yapısı

İki katmanlı ağlarda veriler giriş katmanı tarafından kabul edilirler. Ağ içinde yapılan işlemler sonucunda çıkış katmanında oluşan sonuç değer işlenen cevap ile karşılaştırılır. Bulunan cevap ile istenen cevap arasındaki herhangi bir ayrılık varsa ağırlıklar bu farkı azaltacak şekilde yeniden düzenlenir. Girişteki değer, ağırlıklar uygun noktaya ulaşana kadar değişmez. Hesaplanan çıkışlar istenilen cevaplarla karşılaştırılarak sonuçta gerekirse hata işaret belirtilir. Hata işareti gizli birimlerden çıkış birimine olan ağırlıkları değiştirmekte kullanılır. Ama bunu yaparken giriş katmanından gizli katmana gelenin değiştirilip değiştirilemediğini düşünmek gerekir. Gizli birimlerden ne tür bir çıkış istendiği bilinemeyeceği için gizli birimlerin çıkışında hata işareti verilmesi kolay bir şey değildir. Bunun yerine her bir birimin, çıkış biriminin hatalarına olan etkisi bilinmelidir. Bu hatalı birim için gizli birime bağlı olan çıkış birimlerinin hata işaretlerinin ağırlıkları toplamı alınarak yapılır. Çok gizli katmana sahip sistemlerde her sistemin hata işaretleri, bir önceki katmanın düzeltilmiş işaretlerinden çıkartılarak işlem tekrarlanır. Sonuç olarak ağırlık düzeltme işlemi çıkış seviyesine bağlı ağırlıklardan başlar ve işlem ters yönde, giriş seviyesine varana kadar devam eder. Sonuçta sistem hatalar yapar, ama bu hatalardan bir şeyler öğrenip isteneni bulana kadar işleme devam eder. Bu yöntem "hatanın geriye yayılması algoritması" (Error back-propagation algorithms) denir. Şimdi bu algoritmayı inceleyelim.

### 3.6.3 Hatanın Geriye Yayılım Algoritması ve Genelleştirilmiş Delta Kuralı

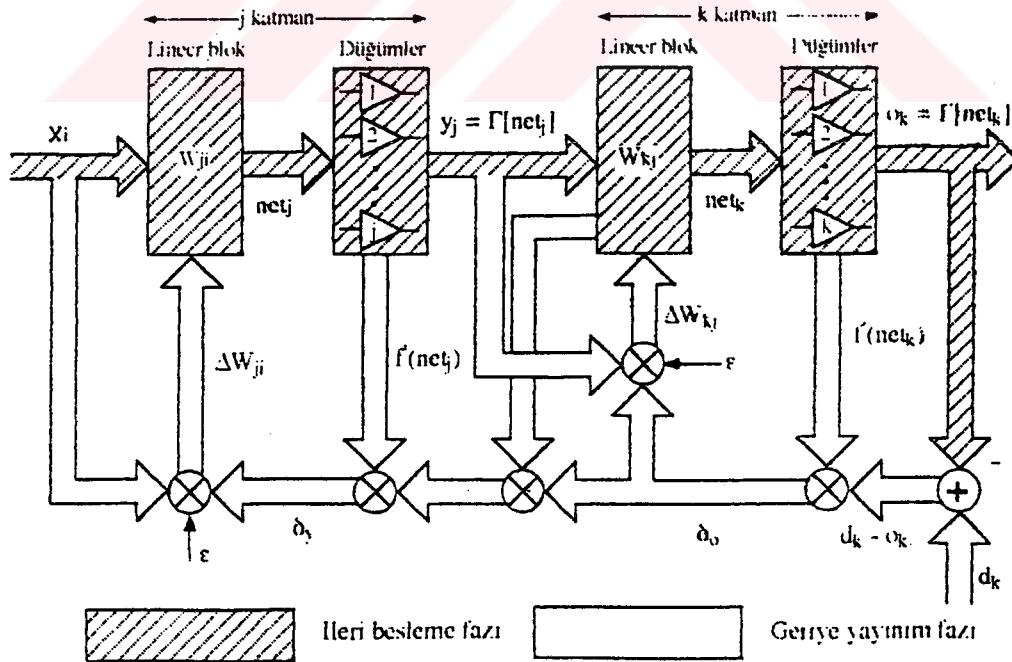
Hatanın geriye yayılması algoritması, karesi alınmış hata fonksiyonunu minimize eden kodlu bir algoritma olup ve genelleştirilmiş delta kuralını eğitime için kullanılır. Şekil 3.16' da mimarisi gösterilen algoritma, ana hatlarıyla şöyledir:

Her bir  $j$  biriminin çıkışı  $o_j$  şu şekilde tanımlanır;

$$o_j = f(\text{net}_j) = f(x) \text{ ise } \text{net}_j = \sum_i w_{ji} o_i + \theta_j \quad (3.1)$$

Burada  $o_i$ ;  $i$ . biriminin çıkışı  $w_{ji}$ ;  $i$  biriminden  $j$  birimine bağlantının ağırlığı,  $\theta_j$ ;  $j$  biriminin kutbu (bias)  $\{\sum_i$ ; çıkışı  $j$  birimine akan her  $i$  biriminin toplamıdır.  $f(x)$  bir monoton artan ve türevi alınabilen fonksiyondur. Pratikte bir lojistik aktivasyon fonksiyonu olarak  $f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$  (sigmoid) daha çok kullanılır.

$m$ -boyutlu giriş örüntüleri set edildiğinde  $\{i_p = (i_{p1}, i_{p2}, \dots, i_{pn}) ; p \in P\}$ 'dir. Benzer şekilde istenilen  $n$ - boyutlu çıkış örüntüleri  $\{t_p = (t_{p1}, t_{p2}, \dots, t_{pn}) ; p \in P\}$  belirtir. Burada;  $P$ : YSA uygulanan işaret şekilsel vb. örüntüleri verir.



Şekil 3.16 Hatanın geriye yayılım algoritmasının blok diyagramı

Bir görüntü için karesel hata (MSE) fonksiyonu  $E_p$  şu şekilde tanımlanır.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad j \in \text{çıkış katmanı} \quad (3.2)$$

Amaç uygun  $w_{ji}$  ve  $q_j$  seçimiyle,  $E = \sum_p E_p$  toplam hatayı yeterince küçük yapmaktır.

Bu amacı gerçekleştirmek için, bir  $p \in P$  örüntüsü ard arda ve rasgele biçimde seçilir.

Daha sonra  $w_{ji}$  ve  $q_j$  şöyle değiştirilir;

$i_{pi}$  : Giriş işaretinin  $i$  bileşeni;

$t_{pj}$  : Çıkış vektörünün  $j$  bileşeni;

$o_{pj}$  : YSA uygulanan  $P$  örüntü setinin ürettiği çıkış ise;

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) \quad (3.3)$$

$$\Delta_p w_{ji} = -\varepsilon \left( \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} \right) \quad (3.4)$$

$$\Delta_p \theta_j = -\varepsilon \left( \frac{\partial E_p}{\partial \theta_j} \right) \quad (3.5)$$

Burada  $\varepsilon$  : öğrenme oranı adı verilen küçük bir pozitif sabit sayılır. Şayet gizli katman yok ise; (3.4) ve (3.5)'in sağ tarafı hesaplanır, o zaman;

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial w_{ji}} \quad (3.6)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = -(t_{pj} - o_{pj}) = -\delta_{pj} \quad (3.7)$$

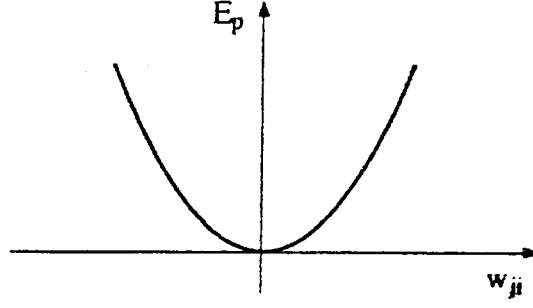
$$o_p = \sum_i w_{ji} \cdot i_{pi} \quad (3.8)$$

$$\frac{\partial o_{pj}}{\partial w_{ji}} = i_{pi} \quad (3.9)$$

elde edilir. (3.7) ve (3.9) ifadelerini (3.6)'da yerine koyarsak;

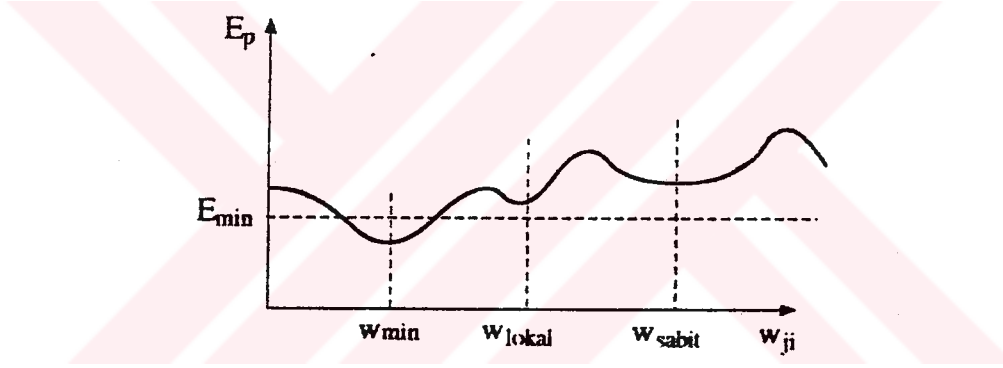
$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = -\delta_{pj} i_{pi} \quad (3.10)$$

olur. Hata fonksiyonu Şekil 3.17 de gösterildiği gibidir.



Şekil 3.17 Gizli katmanı olmayan ağın hata fonksiyonu

Gizli katman olduğu zaman; Hata düzeyi Şekil 3.17'de olduğu gibi sadece bir minimumdan oluşmuyor. Şekil 3.18'deki gibi çeşitli minimumlar oluşur. Öğrenmede en küçük minimuma ulaşılmak istenir.



Şekil 3.18 Gizli katmana ait ağın hata fonksiyonu

Bu durumda j. düğümün lineer olmayan çıkışı;

$$o_{pj} = f_j(\text{net}p_j) \Rightarrow \text{net}p_j = \sum_i w_{ji} o_{pi} \quad (3.11)$$

şeklindedir. Bu durumda;

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E_p}{\partial \text{net}p_j} \frac{\partial \text{net}p_j}{\partial w_{ji}} \Leftrightarrow \frac{\partial \text{net}p_j}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \sum_k w_{jk} o_{pk} = o_{pj} \quad (3.12)$$

$$\delta_{pj} = -\frac{\partial E_p}{\partial \text{net}p_j} = -\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial \text{net}p_j} = -\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} f'_j(\text{net}p_j) \quad (3.13)$$



İki durum var:

1-  $o_{pj}$  YSA'nın çıkışı ise;

(3.7) ifadesini (3.13)'de yerine koyarsak,

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) f'_j(\text{netp}_j) \quad (3.14)$$

bulunur.

2- Eğer gizli katmanların çıkış işaretinden bahsediliyorsa yani eleman çıkış elemanı değilse;

$$\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial \text{netp}_k} \frac{\partial \text{netp}_k}{\partial p_j} \quad (3.15)$$

şeklinde ise,

$$\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial \text{netp}_k} - \frac{\partial}{\partial o_{pj}} \sum_i w_{ki} o_{pj} = - \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (3.16)$$

olur. Bulduğumuz son işlemi (3.13)'de yerine koyarsak;

$$\delta_{pj} = f'_j(\text{netp}_j) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (3.17)$$

elde edilir. (3.16) denklemindeki (-) işareti, ağırlıkların ters yönde değiştiğini belirtir.

Bütün yaptığımız işlemleri kısaca özetleyecek olursak;

1. Genelleştirilmiş  $\Delta$  (delta) kuralı:

$$\Delta_p w_{ji} = \varepsilon \delta_{pj} i_{pi}$$

2. Çıkış katmanı elemanları için;

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) f'_j(\text{netp}_j)$$

3. Gizli katman elemanları için;

$$\delta_{pj} = f'_j(\text{netp}_j) \sum_k \delta_{pk} w_{kj}$$

olur. İşlem elemanında, transfer (eşik) fonksiyonu olarak "sigmoid" fonksiyonu kullanılırsa;

$$o_{pj} = \frac{1}{1 + e^{-\sum_i w_{ji} o_{pi} + \theta_j}} \quad (3.18)$$

$$(\text{netp}_j) = \sum_i w_{ji} o_{pi} + \theta_j$$

ifadesinin türevi alınır ve gerekli kısaltmalar yapılırsa;

$$\frac{\partial o_{pj}}{\partial net p_j} = o_{pj}(1 - o_{pj}) \quad (3.19)$$

bulunur. Bunu (3.14) de yerine koyarsak, çıkış elemanı için;

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj})o_{pj}(1 - o_{pj}) \quad (3.20)$$

elde edilir. (3.19)'u (3.17) de yerine koyarsak, gizli katman elemanı için;

$$\delta_{pj} = o_{pj}(1 - o_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (3.21)$$

bulunur. Yukarıda toplam içerisinde gösterilen k' nın, j çıkış birimine akan her birim k olduğuna dikkat edilmelidir. Hesaplamayı hızlandırmak için momentum terimleri ( $\alpha$ ) eklenirse, en genel halde çıkış ve gizli katman ifadeleri şu şekilde olur:

$$\Delta_p w_{ji}(t+1) = \varepsilon \delta_{pj} o_{pi} + \alpha \Delta_p w_{ji}(t) \quad (3.22)$$

$$\Delta_p \theta_j(t+1) = \varepsilon \delta_{pj} + \alpha \Delta_p \theta_j(t) \quad (3.23)$$

Burada; t: öğrenme saykılarının sayısını gösterir. ( $\alpha$ ) küçük pozitif bir sayıdır.

### 3.6.4 Öğrenme ve Momentum Katsayıları

YSA ile ilgili bir başka sorunda, düzgün bir öğrenme katsayısının ( $\varepsilon$ ) ayarlanmasıdır. Ağırlıkları çok yüksek tutmak davranışın bozulmasına neden olabilir. O nedenle öğrenme katsayısını böyle bir davranışı önlemek için küçük tutmak gereklidir. Öğrenme katsayısı,  $0.01 < \varepsilon < 10$  aralığında seçilen sabit bir sayıdır. Öte yandan çok küçük bir öğrenme oranında, öğrenme işleminin yavaşlamasına yol açar.

Momentum ( $\alpha$ ) fikrî olarak bu noktadan hareketle ortaya atılmıştır. Momentum mevcut delta ağırlığı üzerinden önceki delta ağırlığının belli bir kısmını besler. Böylece daha düşük öğrenme katsayısı ile daha hızlı öğrenme elde edilir. Momentum katsayısı genellikle  $0 < \alpha < 1$  aralığında değişen sabit bir sayıdır.

### 3.7 YSA'nın Güç Sistemlerine Uygulamaları

YSA'nın güç sistem arařtırmaları arasında popülaritesi hızla artmaktadır. Elektrik güç sistem problemlerini çözmek için YSA uygulamaları, son yıllarda göze çarpıcı bir şekilde artış göstermiştir. Bu arařtırmaların esasını tipik güç sistem problemleri oluşturur. YSA, yeterli eğitimden sonra hızlı ve etkili bir şekilde örnek tanıma, tahmin, kontrol, sınıflandırma ve optimizasyon yapma kabiliyetine sahiptir.



## 4. BÖLÜM

### DURUM KESTİRİMİNDE KÖTÜ VERİ TESPİTİ, TANIMLANMASI VE YOK EDİLMESİ İÇİN ÖN TAHMİN FİLTRESİNİN YSA İLE TASARIMI

#### 4.1 Giriş

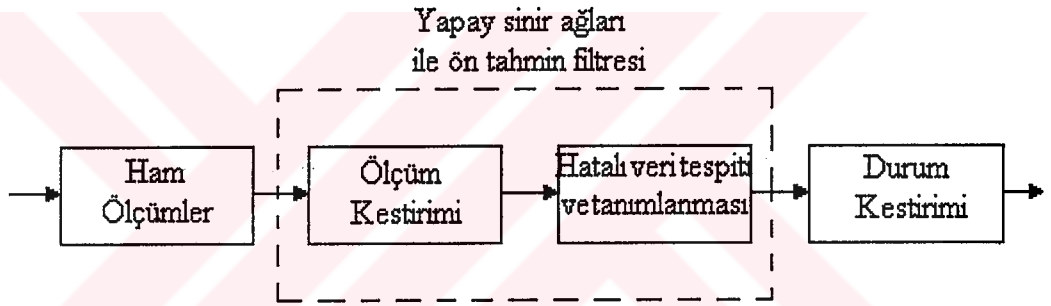
Durum kestirimcileri enerji kontrol merkezlerinin önemli bir parçasıdır. Kontrol sistemleri tarafından elde edilen sistem ölçümleri, bir durum kestirimcisi ile işleme tabi tutulur (Schweppe and Rom, 1970; Larson et al, 1970). Eğer sayaç ölçümlerinin biri veya birkaçı brüt (kaba) hatalarla zedelenmişse, kestirilmiş sistem durumu ve ilgili olduğu veri tabanı gerçekten uzaklaşmış olacaktır. Bu problemi gidermek için bazı güçlü kötü veri tespit etme ve tanımlama metotları geliştirilmiş olup bunlardan bazıları literatüre geçmiştir. Endüstriyel alandaki en yaygın durum kestirim teknikleri, en küçük karelerin ağırlıkları ölçülme metodu (WLS) üzerine kurulmuştur. WLS tahmincileri, ölçümleri normalize edilmiş artıkların test edilmesi yoluyla, tekil ve çoğul brüt ölçü hatalarını tespit eder ve tanımlar. Bu durum kestirimcileri, sık sık kabul edilebilir bir sonuç elde edinceye kadar bir tahmin-tespit-eleme döngüsünü tekrarlar. Büyük sistemler için kötü veri tespit etme ve tanımlama işlemleri on-line durumunda çok zaman kaybı olur. Ayrıca WLS tabanlı tahminciler, çoğu birbirini etkileyen ve uydurulan kötü veriyi etkili bir şekilde tespit edip tanımlayamaz.

Bu çalışma, geriye yayılım algoritmali YSA tabanlı bir kötü veri tespit etme ve tanımlama önceden tahmin metodu içerir. Bu YSA'lı ön tahmin filtresinin amacı; sonradan istatistiki analizlerin karmaşık işlemleri ile uğraşmaktansa, durum kestiriminden önce ham ölçümlerdeki brüt hataları tespit etme ve tanımlamadır. Brüt ölçü hatalarının filtrelenmesinin bazı tipleri günümüzde de kullanılmaktadır. Bununla birlikte bu filtreler çok basit ve sınırlı sayıda işleme alanına sahiptir. YSA alışlagelmiş hesaplama metotlarına benzememekle beraber, bir grup eğitime örneklerinden öğrenme yoluyla giriş ve çıkış değişkenleri arasında bir yol sentezler. Paralel dağıtılmış işleme yapısından dolayı, tasarlanan model bir defa eğitildiğinde çoğu birbirini etkileyen ve

uydurulan kötü veriyi de içeren çeşitli durumlardaki brüt hataları da anında hızlıca tespit edip tanımlamaktadır. Kötü veri bir defa tanımlandığında, tasarlanan teknikle, sistemin gözlemlenememe problemlerinden kaçınmak için, kötü veriler makul kestirimleriyle otomatik olarak değiştirilir. Tasarlanan bu model, varolan durum kestirimcilerinin hızını ve verimliliğini büyük oranda geliştirmektedir (Uzunoğlu ve diğerleri, 1996).

#### 4.2 Tasarımda Kullanılan Yöntem (YSA ve Verilerin İşlenmesi)

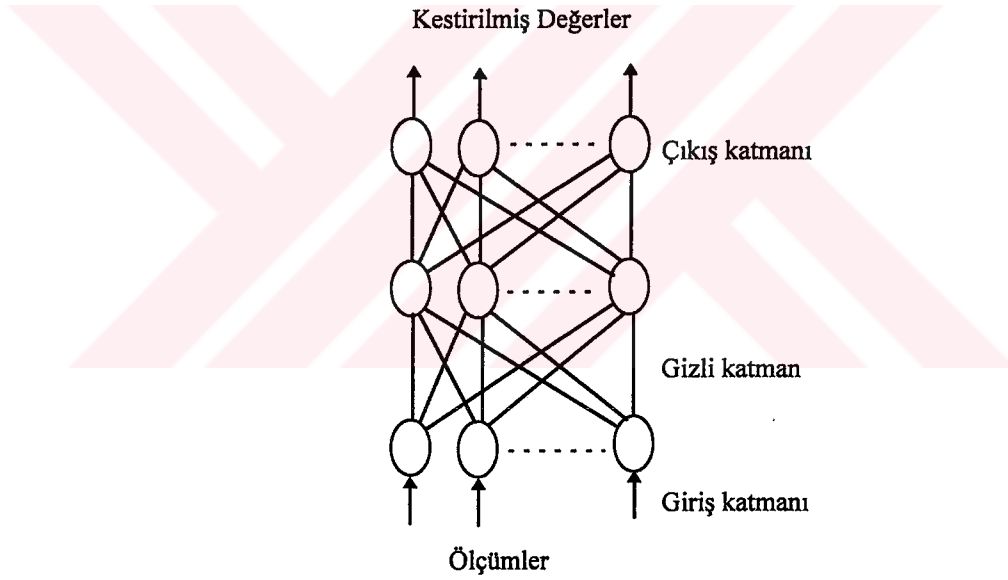
Giriş ve çıkış değerlerinin aralarındaki non-lineer ilişki ve karmaşık bir yol takip edilmesinden dolayı, YSA güçlü bir tahmin metodudur. Lineer olmayan transfer fonksiyonları oluşturmak için çoğu YSA uygulamalarında, çok güçlü bir metot olan geriye yayılım tekniğini kullanırlar.



Şekil 4.1 Ön tahmin filtresi.

Bu çalışmada, Şekil 4.1’de gösterildiği gibi , durum kestiriminden önce ham ölçümlerde brüt (kaba) hataları tespit edip tanımlayan ön tahmin filtresi tasarlanmıştır. YSA’nın geriye yayılım tekniği bir ölçüm tahmincisi olarak kullanılır. Ham ölçümleri olarak onların kestirilmiş değerlerini hesaplamak için dizayn edilmiştir. Herhangi bir veri, ölçüm değişkenlerinin ölçülmüş ve kestirilmiş değerleri arasındaki fark, belirli bir eşik değerinden büyükse kötü veri diye adlandırılır. Eğitim esnasında, bir eğitim modelinin çıkış kısmı giriş kısmıyla aynı yapıdadır ve her iki bölümde (giriş-çıkış) tipik sistem işletim durumunun doğru ölçümlerini içerir. Eğitim örneklerinin tam ayarlanabilmesi için, tipik sistem işletim durumlarının büyük bir çoğunluğu çeşitli standarttaki güç akış çalışmalarının işletilmesiyle veriler kaydedilip simüle edilir. YSA eğitime başlandığı

zaman bağlantı ağırlıkları, ölçüm değişkenlerinin gerçek ve kestirilmiş değerleri arasındaki hatanın minimize edilmesiyle düzeltilir. Bir YSA' da ağırlıklar, dağıtılmış birleşik bellek üniteleridir ve bilginin o anki durumunu gösterir. Eğitim örneklerinde sistemin işletim durumundaki ölçümler, bütün ağırlıklarla gösterilmiş ve onlar diğer sistemin işletim durumlarından alınan ölçümlere paylaştırılmıştır. Bu; tamamlanmamış gürültü ile veya daha önce görülmemiş giriş değerleriyle ağ sunulduğunda makul bir ağ cevabına yol açar ve buna genelleştirme denir (Salehfar, 1995). Diğer bir deyişle, her ne zaman eğitilmiş bir YSA bozulmuş ham ölçümlerle gösterilirse, şebeke kötü veriye gürültü gözüyle bakar ve mantıklı çıkışları üretmek için bu girişleri bellekte karşılaştırarak en yakın olanı seçer. Kötü veriler doğru değerlerine daha yakın kestirilmiş değerlerle değiştirildiğinde, bu çıkışlar ham ölçümlerin kestirilmiş değerleridir.



Şekil 4.2 Ölçüm kestirimcisinin yapay sinir ağı yapısı.

#### 4.2.1 Tasarlanan Ölçüm Kestirimcisinin Yapısı

Genellikle bir geriye yayılım YSA' sı, nöronlar olarak bilinen bir giriş, bir çıkış ve en az bir gizli katmandan oluşan birçok işlem ünitesinden oluşur. Her katman, bağlantılı ağırlıkları arasından kendisini takip eden katmana bağlıdır. Ölçüm kestirimcisi için

seçilen geriye yayılım YSA' sının yapısı Şekil 4.2'de gösterilmiştir. Ağlardaki giriş değerleri, bir çalışma sisteminden gelen ölçümlerdir ve çıkış birimleri giriş değerlerinin kestirilmiş değerlerini tedarik ederler. Böylece, giriş ve çıkış ünitelerinin sayısı, ölçüm değişkenlerinin sayısına eşittir. Gizli katmandaki ünitelerin sayısı, genellikle, giriş ünitesi sayısı, eğitime örneklerinin ölçüsü ve çalışılan sisteme bağlıdır. Gizli katman için makul bir sayı, bir deneme-yanılma yöntemi ile tespit edilebilir. Tecrübelerle görülmüştür ki, bir gizli katman ve giriş; gizli ve çıkış katmanlarında benzer sayıda ünite kullanılmasıyla, yeterli bir doğrulukla elde edilebilmektedir.

Ölçüm değişkenlerinin gerçek değeri verildiğinde (pozitif veya negatif olabilir) , gizli ve çıkış katmanlarındaki üniteler için geliştirdiğimiz aktivizasyon fonksiyonu

$$k_i = (1 - \exp(-\delta_i)) / (1 + \exp(-\delta_i)) \quad (4.1)$$

ile gösterilir. Buradaki  $\delta_i$  ve  $k_i$  sırasıyla  $i$ . ünitenin giriş ve çıkışlarıdır. Bu , bir (-1,1) adım fonksiyonunun düz bir versiyonudur. Genelleştirilmiş delta, bir eğitime prosedürü olarak kullanıldığında, çıkış katmanındaki  $i$ . ünitenin hata işareti;

$$\delta_i = 1/2(1 - k_i^2)(g_i - k_i) \quad (4.2)$$

ile gösterilir. Buradaki  $t_i$ ,  $i$ . ünitenin istenen çıkışıdır. Gizli katmandaki  $i$ . ünitenin hata işareti;

$$\delta_i = 1/2(1 - k_i^2) \sum_j \delta_j W_j \quad (4.3)$$

ile gösterilir. Buradaki  $j$ , çıkış katmanındaki ünite indeksidir ve  $W_j$ ,  $i$ . üniteden  $j$ . üniteye kadar olan ağırlıktır.

#### 4.2.2 Eğitim İşlemi

Kötü veri tespit etme ve tanımlama durumundaki problemlerde eğitim örnekleri; muhtelif tipik yük ve generatör modelleri ve tam istenen yer ile birlikte sistemin topolojisindeki mümkün değişiklikleri içermek zorundadır. Örneğin, yük baralarının yük

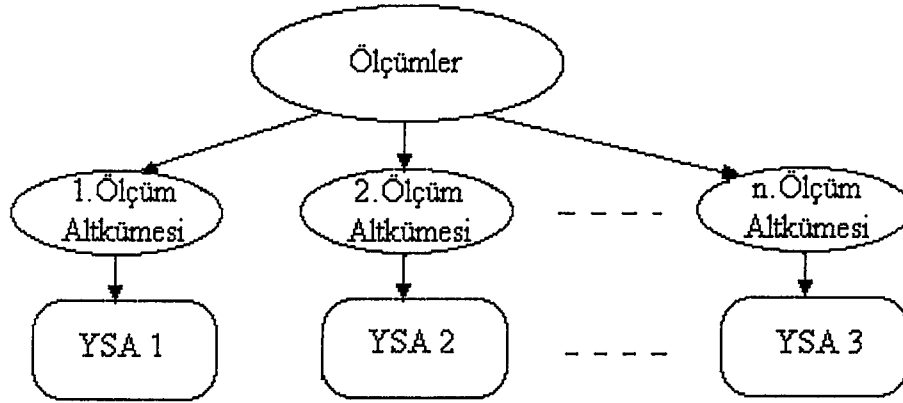
değişiklikleri, üretim ünitelerinin programları ve transformatörlerin gerilim kademe ayarı bilinmelidir.

Eğitme örneklerinin mantıklı bir biçimde ayarlanabilmesi için, sistem işletim tecrübesi oldukça gereklidir ve sistem karakteristikleri çok iyi bilinmelidir. Verilen bir sistemin eğitim örneklerinin ayarını elde etmek için, bizim metodumuzda her yük barasının talebi, muhtemel bütün yük değişikliklerini içeren yük değerlerinin bir bandı olarak kullanılan bir yük kademe modeli (zamana göre yüklenme modeli ) ile gösterilir. Tipik yük birleştirmelerinin ayarı, her yük kademesine (sınıfına) ait modeldeki birkaç veri noktası seçilmesiyle bir Şekil alabilir. Üretim ünitelerinin ve transformatörlerin ilgili işletim durumları, yük dağılımına göre belirlenir (Salehfar ,1995). Bütün tipik işletim durumları belirlendikten sonra, bu şartlar altındaki ölçüm değişkenlerinin doğru değeri birkaç standart güç akış çalışmasıyla hesaplanır. Ölçüm değişkenlerinin hesaplanmış değerleri, eğitim modellerinin girişe göre istenen çıkış (gerçek) değerleridir. Neticede, eğitim modelleri denklem 4.1’de verilen aktivasyon fonksiyonuna uyması için (-1,1) arasında normalize edilir.

Sistemin topolojik değişiklikleri, iletim hatlarının, üretim ünitelerinin ve transformatörlerin çıkışını ihtiva eder. Her bireysel sistem topolojisi için bir eğitim kümesi oluşturmaya ihtiyaç vardır. Her bir bireysel eğitim kümesi, seçilmiş olan bir sinir ağını eğitmek için kullanıldığında, kendi eğitilmiş bağlantı ağırlıklarına sahip olacaktır. Bir dizi farklı eğitilmiş bağlantı ağırlıkları, muhtelif sistem topolojisindeki değişiklikleri karşılamak için ‘on-line’ seçilebilecektir.

Çalışmamızda, bütün eğitim örneklerindeki ölçüm değişkenlerinin doğru (gerçek) değerleri, güç sistemi üzerine uygulanan güç akış çalışmalarından elde edilmiştir. Sonuç ölçümleri Şekil 4.3’de gösterildiği gibi tespit edilen bir sinir ağıyla çeşitli ölçüm alt kümelerine ayrılırlar. Her bir sinir ağı için çoğu öğrenme modelleri, eğitim örneklerinden gerçek değerlerin ilgili ölçüm alt kümesinin seçilmesiyle şekillenir. Her bir eğitim modeli, onun ilgili sinir ağı için bir eğitim örneğini gösterir. Her bir sinir ağı,





Şekil 4.3 Büyük güç sistemleri için YSA' lı ölçüm kestirimcisi modeli.

bir kodlayıcı olarak gerçekte eğitilir ve ölçüm altkümesi üzerine kodlar. Bu şekilde eğitilen ağ, 'otomatik birleştirme' olarak adlandırılır. Eğitmeden sonra her bir eğitilmiş ağ, ilgili bir ölçüm ağ kümesinin bir tahmincisi olur. Bütün sinir ağları, aynı eğitime örneklerinden türetilmiş ölçüm alt kümeleri kullanılarak eğitildiği için, bu sinir ağları bütün güç sistemi için tam bir ölçüm tahmincisi olarak birlikte çalışacaktır. On-line olarak yapılan bir uygulamada, ön tahmin filtresi ile alınan ham ölçümler, eğitmenin tasarlanıp tatbik edilmesi prosedüründeki gibi, birkaç ölçüm alt kümesine ilk olarak bölünür. Bu alt kümeler daha sonra onların ilgili eğitilmiş ağlarına gönderilir. Her bir sinir ağı, onun kendi ölçüm altkümesinin değerlerini tahmin eder ve ondan sonra filtrenin hatalı veri tespit etme ve tanımlama bloğuna gönderilirler. Bu blokta, her bir ölçüm değişkeninin ölçülmüş ve tahmin edilmiş değerleri arasındaki fark hesaplanır ve ondan sonra kötü ölçümleri ayırt etmek için tanımlanmış olan eşik değeriyle karşılaştırılır.

#### 4.2.3 Tasarlanan Ölçüm Taksimi Tekniği

Tasarlanmış ölçüm taksimi tekniğinin kullanılmasında bazı avantajlar vardır. Bu teknik, büyük bir sinir ağını eğitmek için gereken zaman ihtiyacını azaltır ve sinir ağı modelinin on-line durumundayken hızını artırır. Örneğin bir ölçüm sistemi 100 değişkene sahipse ve tek bir sinir ağı kullanılırsa,  $100 \cdot 100 + 100 \cdot 100 = 20000$  tane ağırlık olacaktır. Bununla beraber, eğer ölçüm değişkenleri eşit ölçülerle 4 alt kümeye ayrılırlarsa, her bir sinir ağı

yalnız  $25*25+25*25=1250$  tane ağırlığa sahip olacaktır. Buna ilave olarak, bu sinir ağlarının paralel işleme yapısı ile, hattaki kötü verinin tespit ve tanımlanması daha yüksek bir hızda sağlanmış olur. Tasarlanan ölçüm taksimi tekniği, her bir sinir ağının eğitilmesi için gerekli topolojik değişikliklerin sayısını dahi azaltacaktır. Ölçüm değişkenlerinin bir alt kümesi için, bu alt küme dışındaki bazı topolojik değişikliklerin etkileri çok küçük olacaktır. Böylece bu harici topolojik değişiklikler, her bir sinir ağının eğitmesi başladığı zaman dikkate alınmayabilir. Bununla beraber çok sayıda ölçüm, çok küçük alt kümelere bölünmemelidir. Çünkü küçük bir sinir ağı, büyük bir eğitime kümesiyle eğitilemeyebilir ve o yeterli bir şekilde birçok hatalı veriyle ilgilenemeyebilir.

#### 4.2.4 Kötü Veriyi Tespit Etme ve Tanımlama Metodu

Eğitime safhasında, ağı bağlantılı ağırlıkları ölçüm değişkenlerinin arasındaki bir ilişkiyi belirtmek için bir eğitime hatasıyla düzeltilir. Eğitime modelleri ve onların parametrelerinin değerleri, sistem güç akış eşitlikleriyle uygunluk içinde birbiriyle bağlantılıdır (Korres and Contaxis, 1991). Böylece tasarlanmış olan modelin eğitilmesi kolaylaşır. Eğitime hataları mümkün olan en iyi ağırlıklar elde edildiği zaman, ölçümlerin standart sapması daha küçülecektir. Eğitilmiş bir sinir ağı, iyi bir ham ölçüm kümesine sahip olduğu zaman, daha önceden görülmüş olsa da olmasa da, ölçüm değişkenlerinin tahmini değeri (örneğin, sinir ağının çıkışları) hesaplanır ve bu, giriş değerlerine çok yakın olacaktır (Uzunoğlu ve diğerleri, 1996). Bu her bir ölçüm değişkeninin ölçülmüş ve kestirilmiş değerleri arasındaki çok küçük bir farkla gösterilmiştir. Bununla birlikte, eğer eğitilmiş ağ bazı kötü ölçümleri içerirse, ölçüm hataları bütün gizli üniteler arasında dağıtılır. Ağdaki her bir ünitenin aktifleşme değeri bütün girişlere bağlı olduğundan , sinir ağının çıkışlarındaki kötü verinin etkileri bütün ölçüm değişkenleri arasında pay edilir (Uzunoğlu ve diğerleri, 1996). Sonuç olarak, her bir ölçüm değişkeninin kestirilmiş değeri makul bir hata seviyesine sahip olacaktır. Kötü veri için kestirilmiş hata değerleri iyi verilerden daha büyük olmasına rağmen,

onlar gerçek değerlerine hala yakındırlar, yani, onlar orjinal ölçüm değerlerinden oldukça uzaktırlar.

Kötü veri tespit etme ve tanımlama filtre bloğunda, ölçüm girişleri ve onların ilgili kestirilmiş değerleri arasındaki karşılaştırma kötü ölçüm girişlerini ortaya çıkaracaktır. Kötü bir ölçüm ve onun kestirilmiş değeri arasındaki fark, iyi ölçülmüş bir değer ile kestirilmiş değeri arasındaki farktan büyükse, kötü ölçüm girişleri ortaya çıkarılır. Kötü veri tespit etme ve tanımlama için kural aşağıdaki gibidir;

$$(\hat{o}_i - k_i)^2 < r_i^2 \quad i=1, \dots, n$$

Buradaki  $\hat{o}_i$ ,  $i$ . ölçüm değişkeninin ölçülmüş değeridir.  $k_i$ ,  $i$ . ölçüm değişkeninin kestirilmiş değeridir ve  $r_i$ ,  $i$ . ölçüm için kötü verinin eşik değeridir.

Bu kural kullanıldığında, bir ölçüm değişkeninin ölçülmüş ve kestirilmiş değerleri arasındaki farkın karesi verilen eşik değerinden büyükse, bu değer kötü bir ölçüm olarak belirlenir. Herbir değişkenin eşik değeri, onun ölçüm standart sapması  $\sigma_i$ 'den daha büyük olmalı ve kötü veri tanımlanmasında kullanılan kritik bir hatadan küçük olmalıdır.

#### 4.2.5 Kötü Veri Değiştirme

Alışlagelmiş durum kestirim metotları dışında, tasarlanan filtre çoğu kötü ölçümleri tespit edebilir ve aynı zamanda bu kötü ölçümlerin yerine iyi kestirimler temin edebilir. Eğer kümede birçok kötü ölçümler varsa, kestirilen değerler çok gerçeğe yakın olmayabilir. Bununla birlikte, daha iyi kestirimler elde etmek için teklif edilen tesbit etme ve tanımlama işleminin bir defa daha tekrar edilmesi ile, bu gerçeğe çok yakın olmayan kestirimler, ilgili kötü ölçümleri değiştirebilir.

Ekonomiklik ve maliyeti (bilgisayar hızından gelen maliyet) azaltma amaçları açısından, bir ölçüm sistemi mümkün olduğunca minimum işlem yapacak şekilde tasarlanmalıdır. Tanımlanan kötü verinin elenmesi, kısmi veya global olarak ölçme sisteminin mümkün

olduđunca minimum işlem yapmasını sağlar. Tasarlanan filtre kullanılarak -eđer tanımlanmış bir kötü ölçüm kritik bir ölçüm ise- sistemi gözlemleyebilmek için, kötü ölçüm uygun ve gerçeđe yakın bir deđerle deđiştirilebilir.





Tablo 5.2 Örnek sistemde güç akışından elde edilen gerçek değerler, ölçü aletlerinden alınan değerler ve YSA ile kestirilmiş değerler.

	Gerçek değerler			Ölçülen değerler			Kestirilmiş değerler		
	$\theta_i$			$\theta_i$			$k_i$		
	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR
$M_{V1}$	241.5			238.4			241.577		
$M_{G1}$		107.9	16.0		113.1	20.2		107.9	16.0
$M_{12}$		28.7	-15.4		-31.5	13.2		28.7002	-15.4002
$M_{14}$		43.6	20.1		38.9	21.2		43.6	20.1
$M_{15}$		35.6	11.3		35.7	9.4		35.6	11.2996
$M_{V2}$	241.5			237.8			241.518		
$M_{G2}$		50.0	74.4		48.4	71.9		50.0	74.4
$M_{21}$		-27.8	12.8		-34.9	9.7		-27.8	12.8002
$M_{24}$		33.1	46.1		32.8	38.3		33.1	46.1
$M_{25}$		15.5	15.4		17.4	22.0		15.5	15.4
$M_{26}$		26.2	12.4		22.3	15.0		26.2	12.4
$M_{23}$		2.9	-12.3		8.6	-11.9		2.899	-12.3
$M_{V3}$	246.3			250.7			247.250		
$M_{G3}$		60.0	89.6		55.1	90.6		59.9998	89.5998
$M_{32}$		-2.9	5.7		-2.1	10.2		-2.8992	5.7004
$M_{35}$		19.1	23.2		17.7	23.9		19.0988	23.199
$M_{36}$		43.8	60.7		43.3	58.3		43.8	60.7
$M_{V4}$	227.6			225.7			227.076		
$M_{L4}$		70.0	70.0		71.8	71.9		70.0	70.0
$M_{41}$		-42.5	-19.9		-40.1	-14.3		-42.5	-19.9
$M_{42}$		-31.6	-45.1		-29.8	-44.3		-31.6	-45.1
$M_{45}$		4.1	-4.9		0.7	-17.4		4.1002	-4.8928
$M_{V5}$	226.7			225.7			223.467		
$M_{L5}$		70.0	70.0		72.0	67.7		70.0	70.0
$M_{54}$		-4.0	-2.8		-2.1	-1.5		-4.001	-2.7994
$M_{51}$		-34.5	-13.5		-36.6	-17.5		-34.5	-13.5002
$M_{52}$		-15.0	-18.0		-11.7	-22.2		-15.0	-18.0
$M_{53}$		-18.0	-26.1		-25.1	-29.9		-17.9998	-26.099
$M_{56}$		1.6	-9.7		-2.1	-0.8		1.5978	-9.7002
$M_{V6}$	231.0			228.9			231.115		
$M_{L6}$		70.0	70.0		72.3	60.9		70.0	70.0
$M_{65}$		-1.6	3.9		1.0	2.9		-2.132	3.9174
$M_{62}$		-25.7	-16.0		-19.6	-22.3		-25.169	-16.0
$M_{63}$		-42.8	-57.9		-46.8	-51.1		-42.8	-57.9

Tablo 5.3 Örnek sistemde 3-5 nolu baralar arası hat devre dışı iken; güç akışından elde edilen gerçek değerler, ölçü aletlerinden alınan değerler ve YSA ile kestirilmiş değerler.

	Gerçek değerler			Ölçülmüş değerler			Kestirilmiş değerler		
	$g_i$			$o_i$			$k_i$		
	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR
$M_{V1}$	241.5			237.5			241.416		
$M_{G1}$		108.5	29.8		113.5	33.8		108.5	29.8
$M_{12}$		26.8	-14.6		-29.5	12.3		26.8	-14.5998
$M_{14}$		43.2	22.7		38.2	24.8		43.2	22.7
$M_{15}$		38.5	21.7		39.9	19.7		38.5	21.7002
$M_{V2}$	241.5			236.4			241.484		
$M_{G2}$		50.0	91.2		48.5	88.5		50.0	91.2
$M_{21}$		-26.0	11.8		-33.1	8.5		-25.9998	11.7996
$M_{24}$		37.3	49.1		37.0	41.1		37.3	49.1
$M_{25}$		20.9	24.7		22.9	31.7		20.9	15.399
$M_{26}$		22.9	16.2		18.7	19.1		22.8998	12.4
$M_{23}$		-5.1	-10.7		6.0	-11.3		-5.1	-10.6996
$M_{V3}$	246.1			250.3			244.952		
$M_{G3}$		60.0	68.7		56.0	66.9		59.9996	89.6
$M_{32}$		5.1	4.1		4.3	9.3		5.1	4.0988
$M_{35}$		0.01	0.01		0.01	0.01		0.2402	0.2432
$M_{36}$		54.9	64.6		52.9	62.8		54.9	64.6
$M_{V4}$	226.4			224.4			226.934		
$M_{L4}$		70.0	70.0		72.2	72.1		70.0	70.0
$M_{41}$		-42.1	-22.3		-40.5	-17.9		-42.1	-22.3
$M_{42}$		-35.5	-47.6		-34.2	-46.2		-35.5	-47.6
$M_{45}$		7.6	0.01		4.8	-10.0		7.6	-0.2824
$M_{V5}$	219.3			218.4			222.600		
$M_{L5}$		70.0	70.0		71.9	67.9		70.0	70.0
$M_{54}$		-7.4	-7.2		-5.3	-6.0		-7.3998	-7.2
$M_{51}$		-37.0	-22.0		-40.9	-26.9		-37.0	-22.0
$M_{52}$		-19.0	-25.6		-13.0	-31.3		-19.9	-25.6
$M_{53}$		0.01	-0.01		0.01	0.01		0.235	0.2356
$M_{56}$		-5.7	-15.3		11.0	-5.9		-5.7008	-15.399
$M_{V6}$	229.8			227.3			229.694		
$M_{L6}$		70.0	70.0		73.0	62.8		70.0	70.0
$M_{65}$		5.9	10.2		4.8	8.1		5.901	10.2002
$M_{62}$		-22.3	-19.9		-15.2	-27.0		-22.2998	-19.8998
$M_{63}$		-53.6	-60.3		-58.9	-52.7		-53.6	-60.3

Tablo 5.4 Örnek sistemde G3 açılmış devre dışı iken; güç akışından elde edilen gerçek değerler, ölçü aletlerinden alınan değerler ve YSA ile kestirilmiş değerler.

	Gerçek değerler			Ölçülmüş değerler			Kestirilmiş değerler		
	$g_i$			$\delta_i$			$k_i$		
	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR
$M_{V1}$	241.5			238.6			241.497		
$M_{G1}$		175.0	16.6		184.2	20.7		174.998	16.6
$M_{12}$		55.7	-25.9		-59.9	21.2		55.7	-25.9
$M_{14}$		64.1	19.4		58.2	21.3		64.1	19.4
$M_{15}$		55.2	23.1		55.5	19.5		55.2	23.1
$M_{V2}$	241.5			238.1			241.501		
$M_{G2}$		50.0	187.9		48.7	181.1		50.0	187.898
$M_{21}$		-52.4	28.1		-59.2	22.9		-52.4	28.1
$M_{24}$		20.0	57.6		19.2	48.7		20.0	57.6
$M_{25}$		18.3	29.4		21.5	20.1		18.3	29.4
$M_{26}$		42.9	44.2		35.8	51.3		42.9	44.2
$M_{23}$		21.2	28.6		27.2	26.4		21.2	-28.6
$M_{V3}$	221.9			225.7			221.732		
$M_{G3}$		0.01	0.01		0.01	0.01		0.185	0.1676
$M_{32}$		-20.5	-31.4		-17.4	-37.1		-20.4998	-31.4
$M_{35}$		-0.6	6.1		2.5	7.3		-0.6358	6.0984
$M_{36}$		21.1	25.2		20.7	23.3		21.1002	25.2
$M_{V4}$	226.5			224.8			226.202		
$M_{14}$		70.0	70.0		71.7	71.9		70.0	70.0
$M_{41}$		-62.0	-15.3		-60.1	-14.2		-62.0	-15.3
$M_{42}$		-18.2	-56.2		-17.6	-55.0		-18.2002	-56.2
$M_{45}$		10.3	1.5		6.6	3.6		10.3002	1.4792
$M_{V5}$	216.8			215.4			216.519		
$M_{L5}$		70.0	70.0		71.7	68.2		70.0	70.0
$M_{54}$		10.0	-8.3		-7.1	-6.1		-10.0	-8.3
$M_{51}$		-52.5	-18.9		-55.4	-23.2		-52.5	-18.9002
$M_{52}$		-17.1	-29.7		-13.2	-35.1		-17.1	-29.7
$M_{53}$		0.7	-10.5		-4.0	-12.6		0.7176	-10.499
$M_{56}$		8.9	-2.6		-11.7	-0.3		8.8998	-2.6
$M_{V6}$	214.7			211.9			214.505		
$M_{L6}$		70.0	70.0		72.3	60.5		70.0	70.0
$M_{65}$		-8.8	-2.4		-7.2	-1.8		-8.799	-2.4006
$M_{62}$		-40.3	-41.8		-31.7	-53.7		-40.3	-41.8
$M_{63}$		-20.8	-25.8		-22.1	-19.6		-20.8	-25.8



Tablo 5.5 Örnek sistemde G3 devre dışı ve 1. ile 2. baralardan eşit üretim yapılması halinde; güç akışından elde edilen gerçek değerler, ölçü aletlerinden alınan değerler ve YSA ile kestirilmiş değerler.

	Gerçek değerler			Ölçülmüş değerler			Kestirilmiş değerler		
	$g_i$			$\hat{g}_i$			$k_i$		
	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR
$M_{V1}$	241.5			238.4			241.511		
$M_{G1}$		110.5	34.3		117.3	39.6		110.5	34.3
$M_{12}$		25.8	-14.2		-27.3	12.1		25.8	-14.2
$M_{14}$		43.3	23.6		39.3	24.3		43.3	23.6
$M_{15}$		41.4	24.9		41.6	21.7		41.4	24.9
$M_{V2}$	241.5			237.9			241.500		
$M_{G2}$		110.5	159.1		104.9	154.2		110.5	159.102
$M_{21}$		-25.1	11.3		-29.3	8.7		-25.1	11.3
$M_{24}$		39.6	49.8		38.5	41.3		39.6	49.8
$M_{25}$		24.7	27.4		27.0	19.5		24.7	27.4
$M_{26}$		46.7	43.0		40.1	48.7		46.7	43.0
$M_{23}$		24.6	27.7		32.2	25.1		24.6002	27.7
$M_{V3}$	222.0			226.5			222.365		
$M_{G3}$		0.01	0.01		0.01	0.01		0.175	0.1906
$M_{32}$		-23.9	-30.3		20.7	-36.3		-23.902	-30.3002
$M_{35}$		3.1	4.6		1.6	5.7		3.0904	4.5996
$M_{36}$		20.8	25.7		20.6	23.7		20.7998	25.7
$M_{V4}$	226.0			224.3			226.223		
$M_{14}$		70.0	70.0		71.8	71.5		70.0	70.0
$M_{41}$		-37.7	-48.1		-35.2	-40.3		-37.7	-48.1
$M_{42}$		-42.1	-23.1		-38.4	-22.2		-42.1	-23.0998
$M_{45}$		9.8	1.2		4.7	3.4		9.799	1.213
$M_{V5}$	216.9			215.8			216.705		
$M_{15}$		70.0	70.0		72.1	68.0		70.0	70.0
$M_{54}$		-9.5	-8.1		-6.5	-6.3		-9.4992	-8.0998
$M_{51}$		-39.6	-24.0		-41.9	-26.1		-39.6	-23.9998
$M_{52}$		-23.4	-27.3		-19.1	-32.5		-23.4	-27.3
$M_{53}$		-3.0	-9.0		-4.1	-10.3		2.9934	-9.0004
$M_{56}$		5.5	-1.6		-6.9	-0.6		5.5	-1.5956
$M_{V6}$	214.7			211.9			214.925		
$M_{16}$		70.0	70.0		72.6	61.2		70.0	70.0
$M_{65}$		-5.5	-3.6		-4.3	-2.5		-5.4998	-3.5986
$M_{62}$		-44.0	-40.1		-32.9	-52.3		-44.0	-40.1
$M_{63}$		-20.6	-26.2		-22.3	-23.1		-20.5998	-26.2

Sayısal uygulamanın gerçekleştirilmesinde 62 ölçüm değişkeninden oluşan ölçüm sistemi, 6'şar adet aktif ve reaktif güç çiftini ve 22'şer adet aktif ve reaktif güç akış çiftini içerir. Sayısal uygulamada, örnek sistemin 4 farklı işletim durumu gözönünde bulundurulmuştur. Kullanılan gizli katman sayısı 2 olup, herbir gizli katmanda 5 düğüm mevcuttur. İşlem için toplam iterasyon sayısı 100000'dir. Momentum oranı = 0.9 ve öğrenme oranı =0.7 olarak alınmıştır.

Bu sayısal uygulamada  $\sigma = 5\text{MW}$ ,  $\sigma = 5\text{MVAR}$ ,  $\sigma = 3.83\text{ kV}$  ve  $r_i = 10\sigma_i$  olarak alındığında, kötü veriler  $(\hat{o}_i - k_i)^2 < r_i$  eşitsizliği için şu ölçümler olarak tesbit edilmiştir;

Tablo 2 için:  $M_{12}(P,Q)$ ,  $M_{21}(P)$ ,  $M_{24}(Q)$ ,  $M_{45}(Q)$ ,  $M_{53}(P)$ ,  $M_{L6}(Q)$ .

Tablo 3 için:  $M_{12}(P,Q)$ ,  $M_{21}(P)$ ,  $M_{24}(Q)$ ,  $M_{23}(P,Q)$ ,  $M_{45}(Q)$ ,  $M_{56}(P,Q)$ ,  $M_{L6}(Q)$ ,  $M_{62}(P,Q)$ ,  $M_{63}(Q)$ .

Tablo 4 için:  $M_{G1}(P)$ ,  $M_{12}(P,Q)$ ,  $M_{24}(Q)$ ,  $M_{25}(Q)$ ,  $M_{26}(P,Q)$ ,  $M_{56}(P)$ ,  $M_{62}(P,Q)$ .

Tablo 5 için:  $M_{12}(P,Q)$ ,  $M_{24}(Q)$ ,  $M_{25}(Q)$ ,  $M_{23}(P)$ ,  $M_{32}(P)$ ,  $M_{41}(Q)$ ,  $M_{56}(P)$ ,  $M_{L6}(Q)$ ,  $M_{62}(P,Q)$ .

Örnek sistemimiz üzerinde, test fazında da değerler verilerek Tablo 5.6' daki sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 5.6 Örnek sistemde test fazında elde edilen değerler.

	Gerçek değerler			Ölçülmüş değerler			Kestirilmiş değerler		
	$g_i$			$\delta_i$			$k_i$		
	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR
$M_{V1}$	241.5			238.6			241.498		
$M_{G1}$		175.0	16.6		184.2	20.7		174.987	16.6206
$M_{I2}$		55.7	-25.9		-59.9	21.2		55.6716	-25.8806
$M_{I4}$		64.1	19.4		58.2	21.3		64.087	19.4066
$M_{I5}$		55.2	23.1		55.5	19.5		55.202	23.1206
$M_{V2}$	241.5			238.1			241.497		
$M_{G2}$		50.0	187.9		48.7	181.1		50.03	187.905
$M_{21}$		-52.4	28.1		-59.2	22.9		-52.3426	28.088
$M_{24}$		20.0	57.6		19.2	48.7		20.0172	57.5834
$M_{25}$		18.3	29.4		21.5	20.1		18.3194	29.4142
$M_{26}$		42.9	44.2		35.8	51.3		42.9176	44.2536
$M_{23}$		21.2	28.6		27.2	26.4		21.2446	-28.576
$M_{V3}$	221.9			225.7			221.692		
$M_{G3}$		0.01	0.01		0.01	0.01		0.1852	0.1676
$M_{32}$		-20.5	-31.4		-17.4	-37.1		-20.52	-31.3584
$M_{35}$		-0.6	6.1		2.5	7.3		-0.6282	6.024
$M_{36}$		21.1	25.2		20.7	23.3		21.102	25.2142
$M_{V4}$	226.5			224.8			226.211		
$M_{L4}$		70.0	70.0		71.7	71.9		70.004	70.0172
$M_{41}$		-62.0	-15.3		-60.1	-14.2		-62.03	-15.0304
$M_{42}$		-18.2	-56.2		-17.6	-55.0		-18.204	-56.2322
$M_{45}$		10.3	1.5		6.6	3.6		10.3198	1.4674
$M_{V5}$	216.8			215.4			216.595		
$M_{I5}$		70.0	70.0		71.7	68.2		70.0488	69.9932
$M_{54}$		10.0	-8.3		-7.1	-6.1		-10.084	-8.3098
$M_{51}$		-52.5	-18.9		-55.4	-23.2		-52.4848	-18.9172
$M_{52}$		-17.1	-29.7		-13.2	-35.1		-17.1248	-29.7238
$M_{53}$		0.7	-10.5		-4.0	-12.6		0.7096	-10.379
$M_{56}$		8.9	-2.6		-11.7	-0.3		8.8998	-2.6004
$M_{V6}$	214.7			211.9			214.499		
$M_{L6}$		70.0	70.0		72.3	60.5		69.9814	69.9964
$M_{65}$		-8.8	-2.4		-7.2	-1.8		-8.8332	-2.4062
$M_{62}$		-40.3	-41.8		-31.7	-53.7		-40.2856	-41.844
$M_{63}$		-20.8	-25.8		-22.1	-19.6		-20.8198	-25.8108

## SONUÇ VE ÖNERİLER

Enerji sistemlerinde elektrik enerjisinin üretiminden tüketim noktasına kadar her safhasında yapılan ölçümler belirli bir hata değerine sahiptirler. Hata miktarının en aza indirilmesi enerjinin sürekliliği ve güvenilirliği açısından önem arz etmektedir. Bu çalışma, elde edilen verilerin hatalarının giderilmesi ile ilgili işlemleri içermektedir.

Durum kestiriminin kötü veri tespit etme, tanımlama ve yok etme işlemi, güç sisteminde verilerin elde edilip değerlendirilmesi aşamasında önemli bir yer işgal etmektedir. Bu işlemin gerçekleştirilmesinde klasik yöntemler kullanılmaktadır (en küçük kareler yöntemi, hızlı ayrıştırımlı durum kestirimi).

Bu çalışmada, verilerin işlenmesinde yeni bir katkı olarak yapay sinir ağlarının kullanımı gerçekleştirilmiştir. Kötü veri tespiti, tanımlanması ve yok edilmesi için geriye yayılım algoritmaları yapay sinir ağları ile bir ön tahmin filtresi tasarlanarak örnek bir sistem üzerinde sayısal uygulaması yapılmıştır.

Bu çalışmadan elde edilen sonuçları başlıca şu şekilde verebiliriz;

Örnek sistem üzerinde gerçekleştirilen sayısal uygulamada da görüldüğü gibi, YSA tabanlı kötü veri tespit etme, tanımlama ve yok etme işlemi büyük bir doğrulukla yapılabilmektedir (normalize edilmiş sistem hatası 0.007 dir).

Sonuçlar incelendiğinde bu yöntemin, diğer yöntemlere göre daha avantajlı ve ekonomik (bilgisayar hızından gelen maliyet bakımından) olduğu görülmektedir.

Klasik yöntemlerde enerji sistemlerindeki durum kestirim analizi, herbir mod için ayrı ayrı simülasyon yapmayı gerektirmektedir. Bu çalışmada ise eğitime fazında tanıma gerçekleştikten sonra, test fazında herbir durum için kolaylıkla hatalı verilerden arındırılmış bir şekilde durum kestirim analizi yapılabilmektedir.

Ayrıca sistemin karmaşık olması, çalışma sonuçlarını etkilememektedir. Klasik yöntemlerde karmaşıklık arttıkça analizin daha da zorlaştığı bilinmektedir (Sistem off-line çalışma durumunda iken eğitime yapıldığından, sistem on-line çalışma durumuna geçtiğinde test fazında çalışacağından dolayı herhangi bir problem çıkmaz, fakat klasik yöntemlerde sistem on-line çalışma durumunda iken karmaşık durumlarda zorluklarla karşılaşılır).

Sistemdeki maksimum ve minimum değişiklikler günün, ayın ve yılın belli periyodunda takip edilip veriler alınırsa, verilerin sayısı artacağından yapılan YSA ile analizle gerçeğe yaklaşacak ve işletim güvenliği artacaktır.

Bu çalışmamızda, sistemin 4 ayrı modu ele alınıp değerlendirme yapılmıştır. Bu çalışma modlarının yukarıda değinildiği üzere artırılmasıyla, günümüzde SCADA sisteminde kullanılabilir hale gelecektir.

Ayrıca yapay sinir ağlarının enerji sistemlerinin işletilmesinde kullanılması da, bu çalışma ile bir kere daha farklı bir yönüyle ortaya konmaktadır.

Yapılan bu çalışma, ulusal enerji ağımızda hedeflenen otomasyonun yaygınlaştırılması çalışmalarına paralellik arz ettiğinden ayrı bir öneme haizdir.

## KAYNAKLAR

1. Culloch, S. M. and Pitts, W., 1943. "A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity ", Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, pp.115-133
2. ESCA, 1984. "Contribution to Power System State Estimation and Transient Stability Analysis Final Report ", DE-AC01-79-ET-29362, Washington, D.C. 20585
3. Grainger, J.J., and Stevenson, D. W., 1994. " Power System Analysis ", Chapter 15, North Caroline State University
4. Grossberg, 1976. "Adaptive Pattern Classification and Universal Recoding: I. Parallel Development and Coding of Neural Feature Detectors ", Biological Cybernetics Vol. 23, pp. 121-134
5. Guitierrez, W.J., and Grandin, R.D.,1989. "Estimating Hidden Units for Two Layer Perceptrons ", London, U.K, pp. 120-124
6. Hebb, O., 1949. "The Organization of Behavior ", Introduction and Chapter 4, pp. XI-XIX, and, 60-78, Wiley, New York
7. Hopfield, J., 1982. "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities ", Proceedings of the National Academy of Sciences, Vol. 79, pp. 2554-2558,
8. Karlık, B.,1994. " Çok Fonksiyonlu Protezler için Yapay Sinir Ağlarını Kullanarak Miyoelektrik Kontrol ", F.B.E. Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalında Hazırlanan Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul

9. Kohonen, 1982. " Self - Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps ", Biological Cybernetics, Vol. 43, pp. 59-69
10. Korres, G.N., and Contaxis, G.C., 1991. " A Reduced Model for Bad Data Processing in State Estimation ", IEEE Trans. Power Syst. , 6(2), pp. 550-556
11. Larson, R.E., Tinney, W.F., Hadju, L.P., and Piercy D.C., 1970. " State Estimation in Power Systems " Parts I and II. Theory and Feasibility, IEEE Trans. Power Appar. Syst. , PAS-90, pp. 345-362
12. Minsky, and Papert, S., 1969. " Perceptrons ", Cambridge, MA: MIT Press Introduction, pp. 1-20 and 73
13. Monticelli, A., and Garcia, A., 1989. " Modelling Zero Impedance Branches in Power System State Estimation ", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 6
14. Pao, Y.H., 1989. " Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks " Addison-Wesley, pp. 130
15. Rosenblact, 1958. " the Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain ", Psychological Review, Vol. 65, pp. 386-408
16. Rumelhart, E., Hinton. G.E., and Williams, R.C., 1986. " Learning Representations by Back-Propagation Errors ", Nature 323, pp. 533-536
17. Salehfar, H., and Zhao, R., 1995. " A Neural Network Preestimation Filter for Bad-Data Detection Identification in Power System State Estimation ", Electric Power System Research, Vol. 34, pp. 127-134

18. Schweppe, F.C., Wildes, J., and Rom, D.B., 1970. " Power System Static State Estimation ", Parts I, II, III, IEEE Trans. Power Appar. Syst., PAS-89, pp. 120-135
19. Sevaiođlu, O., 1982. " Power System Real-Time Monitoring ", A Ph. D. Thesis, Submitted to the Department of Electrical Engineering and the committee of the Faculty of Engineering of the Middle East University in Partial Fulfilment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy, Ankara
20. Uçan, B., 1993. " Bir SCADA/EMS Uygulaması: Tek Ulusal Yük Dağıtım Sistemi, Elektrik Mühendisliği 5. Ulusal Kongresi, Trabzon, pp. 1182-1190
21. Uçan, B., and Şahsuvar, N., 1994. " Ulusal Yük Dağıtım Durumunun Son Durumu ve Geleceđi ", Türkiye 6. Enerji Kongresi Teknik Oturum Tebliđleri 6, İzmir, pp. 22-40
22. Uzunođlu, M., Kocatepe, C., and Yumurtacı, R., 1996. " An Artificial Neural Network Based Preestimation Filter for Bad Data Detection, Identification and Elimination in State Estimation ", Mathematical and Computational Applications, Vol. 1, No:1, pp. 159-164
23. Widrow, B., and Hoff, M.E., 1960. " Adaptive Switching Circuits ", IRE WESCON Convection Record, New York: IRE, pp. 96-104
24. Wood, A.J., and Wollenberg, B.F., 1983. " Power Generation and Operation Control, Power Technologies, Chapter 15: State Estimation of Power Systems. Ins., Schenectady, New York and Rensselaer Polytechnic Institute Troy, New York



## ÖZGEÇMİŞ

T.C. YÜKSEKÖĞRETİM KURULU  
DOKÜMANTASYON

Mehmet UZUNOĞLU

Elektrik Mühendisi  
( 1991 Yıldız Teknik Üniversitesi )

Doğum Tarihi ve Yeri

12.10.1970, Boyabat

1987-1991

Yıldız Teknik Üniversitesi  
Elektrik-Elektronik Fakültesi  
Elektrik Mühendisliği Bölümü

1984-1987

Boyabat Lisesi

1981-1984

Boyabat Lisesi Ortaokulu

1976-1981

Seydiler İlkokulu

GÖREVİ

Araştırma Görevlisi

1995-

Yıldız Teknik Üniversitesi  
Elektrik-Elektronik Fakültesi  
Elektrik Mühendisliği Bölümü  
Elektrik Tesisleri Anabilim Dalı

Yabancı Dil

İngilizce