

T.C.  
NİĞDE ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

ENERJİ SİSTEMLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE  
GERİLİM KARARLILIĞI ANALİZİ

136735

HAKAN KARADAL

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN : Yrd. Doç. Dr. Halis Altun

HAZİRAN 2003

136735  
T.C. YÜKSEKÖĞRETİM KURULU  
DOKÜMANTASYON MERKEZİ

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğüne

Bu çalışma jürimiz tarafından ELEKTRİK ELEKTRONİK ANABİLİM DALI'nda  
YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Doç. Dr. Mehmet TUMAY (Çukurova Üniversitesi).....

Üye : Doç. Dr. Tankut YALÇINÖZ (Niğde Üniversitesi).....

Üye : Yrd. Doç. Dr. Halis ALTUN (Niğde Üniversitesi, Danışman).....

ONAY:

Bu tez 26.06.2023 tarihinde, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulunca  
Belirlenmiş olan yukarıdaki jüri üyeleri tarafından uygun görülmüş ve Enstitü Yönetim  
Kurulunun kararıyla kabul edilmiştir.

09.07.2023

  
Doç. Dr. Aydın TOPÇU

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

## ÖZET

# ENERJİ SİSTEMLERİNDE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE GERİLİM KARARLILIĞI ANALİZİ

KARADAL, Hakan

Niğde Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Yüksek Lisans Tezi

Elektrik-Elektronik Mühendisliği

Danışman : Yrd. Doç. Dr. Halis ALTUN

HAZİRAN 2003, 81 sayfa

Modern güç sistemlerinin her geçen gün biraz daha gelişmesi ve büyümesi ile birlikte güç sistemlerindeki gerilim kararsızlığı problemleri, enerji sistemlerinin işletilmesi ve planlanması açısından büyük bir öneme sahip olmuştur. Gerilim kararlılığı genel olarak; yük baralarının gerilimlerinin genliklerini gerek sürekli hal gerilim kararlılığı gerekse geçici hal gerilim kararlılığı olayları sırasında önceden belirlenmiş işletme sınırları içerisinde tutulabilmesi yeteneği olarak tanımlanabilir.

Bu tez çalışmasında gerilim kararlılığının çözümlenmesi tek ara katmanlı ve iki ara katmanlı yapay sinir ağı vasıtası ile ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Önerilen bu metot beş baralı model bir güç sistemine uygulanarak gerilim kararlılığı indeksi dediğimiz sonuçlar elde edilmiştir. Elde edilen bu sonuçlar daha önce gerçekleştirilmiş olan güç akışı simülasyonu sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma sonucunda yapay sinir ağlarının çok gerçekçi sonuçlar verebildiği gözlemlenmiştir.

## SUMMARY

### ANALYSE OF VOLTAGE STABILITY BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK IN ENERGY SYSTEMS

KARADAL, Hakan

UNIVERSITY OF NIĞDE  
UNIVERSITY SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES  
DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERING

SUPERVISOR : Yrd. Doç. Dr. Halis ALTUN

JUNE 2003, 81 pages

With the development of power systems, voltage instability for operating and planning of energy systems has gained enormous importance. Voltage stability is the ability of monitoring the magnitude of voltage of load buses within operating boundaries in either during steady-state or transient state.

In this study, analyzing of voltage stability is carried out by artificial neural networks of one and two hidden layers respectively. The presented method has been applied to a test system with five buses and voltage stability index has been obtained. These results have compared with the results obtained power flow simulation results. It has been observed that artificial neural networks give satisfactory results.

## **TEŐEKKÜR**

Bu alıŐmayı bana tavsiye eden ve alıŐmalarımda bana yardımcı olan sayın Do. Dr. Tankut YALINÖZ baŐta olmak üzere, hiçbir konuda yardımlarını esirgemeyen sayın Yrd. Do. Dr. Halis ALTUN'a ve her konuda yardımcı olan Niėde Üniversitesi Elektrik – Elektronik Mühendisliėi personeline teŐekkür ederim.



## İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	iii
SUMMARY.....	iv
TEŞEKKÜR.....	v
İÇİNDEKİLER DİZİNİ.....	vi
TABLolar DİZİNİ.....	x
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xi
BÖLÜM 1 GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2 GERİLİM KARARSIZLIĞI.....	5
2.1 Gerilim Kararsızlığı Zaman Aralıkları ve Mekanizmalar.....	5
2.2 Geçici Gerilim Kararsızlığı.....	6
2.3 Uzun Dönem Gerilim Kararlılığı.....	7
2.4 Uzun Süreli Gerilim Kararsızlığı.....	8
2.5 Mekanizmalar – Yük Dinamikleri, Denge Noktası ve Çekicilik Bölgesi.....	9
BÖLÜM 3 YAPAY SINIR AĞLARI.....	14
3.1 Yapay Sinir Ağları.....	14
3.2 Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması.....	16
3.2.1 Yapılarına göre sınıflandırılması.....	16
3.2.1.1 İleri beslemeli ağlar (İBA).....	17
3.2.1.2 Geri beslemeli ağlar (GBA).....	19

3.2.2 Öğrenme algoritmalarına göre ağların sınıflandırılması .....	19
3.2.2.1 Danışmanlı öğrenme.....	19
3.2.2.2 Danışmansız öğrenme.....	19
3.3 Çok Katlı İleri Beslemeli Ağlar (ÇKİBA).....	20
3.3.1 Giriş katmanı.....	20
3.3.2 Saklı (ara) katman.....	20
3.3.3 Çıkış katmanı .....	20
3.4 Geri Yayılma Öğrenme Algoritması.....	21
3.4.1 Geri yayılma algoritma performansının iyileştirilmesi.....	25
3.5 Hata Geriye yayma yöntemi ile parametre güncelleme.....	27
3.5.1 Hata geriye yayma yönteminin sorunları ve çözüm önerileri.....	27
3.6 Öğrenme ve Ezberleme.....	29
3.7 Hibrit Tipi Yapay Sinir Ağları.....	31
3.8 RBF Yapay Sinir Ağları .....	31

#### BÖLÜM 4 YAPAY SINIR AĞLARININ ENERJİ SİSTEMLERİNDEKİ

PROBLEMLERE UYGULANMASI.....	33
4.1 Yapay Sinir Ağları ile Kısa Devre Analizi, Arıza Tespiti.....	33
ve Alarm İşletimi	
4.2 Yük Tahmin Analizi.....	34
4.3 Alçak Gerilim Fiderlerinin Optimum Kesit Tayininde Yapay Sinir.....	34
Ağlarının Kullanılması	
4.4 Enerji İletim Hatlarının Hatbaşı Gerilimlerinin Yapay Sinir Ağları.....	36
ile Tayin Edilmesi	

4.5 Enerji Sistemlerindeki Deri Etkisinin Yapay Sinir Ağları ile.....	37
simüle edilmesi	
4.6 Yapay Sinir Ağları ile Gerilim Kararlılığı Analizi.....	38
4.6.1 Giriş verilerinin seçilmesi.....	38
4.6.2 RBF yapay sinir ağları ile gerilim kararlılığı analizi.....	40
4.6.3 Hibrit yapay sinir ağları ile gerilim kararlılığı analizi.....	42
4.7 Ward Eşitliklerini Kullanarak Hibrit Yapay Sinir Ağları ile.....	47
Gerilim Kararlılığı Analizi	
4.8 Yakınlık Etkisi ile Çalışan Göstergeler ve Yapay Sinir Ağları.....	52
ile Gerilim Kararlılığı Analizi	
<b>BÖLÜM 5 YAPAY SINIR AĞLARI İLE GERİLİM KARARLILIĞI.....</b>	<b>57</b>
<b>ANALİZ SONUÇLARI</b>	
5.1 Yapay Sinir Ağlarının 5 Baralı Bir Sisteme Uygulanması.....	57
5.2 Tek Saklı Katmanlı Yapay Sinir Ağı Yapısı ile Elde Edilen.....	63
Analiz Sonuçları	
5.3 İki Saklı Katmanlı Yapay Sinir Ağı Yapısı ile Elde Edilen.....	65
Analiz Sonuçları	
5.4 Farklı Nöron Sayılı Saklı Katmanlı Yapay Sinir Ağı Yapılarının.....	66
Gerilim Kararlılığı Problemlerinde Gösterdiği Performans	
5.5 Sonuçlar.....	68
<b>BÖLÜM 6 SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME.....</b>	<b>70</b>



EKLER.....	72
EK-A Newton-Raphson Yöntemi.....	72
EK-B Yük Akışı.....	75
KAYNAKLAR.....	79



## TABLolar DİZİNİ

Tablo 2.1 Güç sistemi elemanları için zaman cevap tablosu .....	5
Tablo 3.1 Aktivasyon fonksiyonları.....	25
Tablo 3.2 XOR eşleştirmesi.....	28
Tablo 4.1 Hibrit tipi yapay sinir ağı için seçilmiş ağ parametreleri.....	45
Tablo 5.1 Giriş vektörleri.....	61
Tablo 5.2 Çıkış vektörleri.....	62
Tablo 5.3 Yük akışı simülasyonu sonuçları ile tek saklı katmanlı yapay sinir ağı.....	66
simülasyon sonuçlarının karşılaştırılması	
Tablo 5.4 Tek saklı katmanlı yapay sinir ağının gösterdiği performans.....	66
Tablo 5.5 İki saklı katmanlı yapay sinir ağının gösterdiği performans.....	67
Tablo 5.6 Yük akışı simülasyonu sonuçları ile iki saklı katmanlı yapay sinir ağı.....	68
sonuçlarının karşılaştırılması	

## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1 Florida da meydana gelmiş küçük çaplı bir gerilim çökmesi olayı.....	7
Şekil 2.2 Gerilime duyarlı yüklerin düzenlenmesi ile oluşturulmuş model .....	11
Şekil 2.3 Sistemin kararlılık ve kararsızlık denklik noktası .....	12
Şekil 3.1 Biyolojik bir nöron şekli.....	15
Şekil 3.2 Biyolojik bir nöronun Mc. Cullach hesaplama modeli.....	16
Şekil 3.3 2-4-1 Düzenine sahip ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısı.....	17
Şekil 3.4 Ağ içerisinde katmanların ve nöronların sıralanması.....	18
Şekil 3.5 İki saklı (ara) katmanlı yapay sinir ağı.....	21
Şekil 3.6 Üç katmanlı geri yayımlı ağ.....	22
Şekil 3.7 (a) Asimetrik aktivasyon (Hiperbolik) fonksiyonu.....	26
(b) Simetrik olmayan aktivasyon (sigmoid) fonksiyonu	
Şekil 3.8 XOR Problem için değişik kurguların karşılaştırılması.....	29
Şekil 3.9 Eğitimin durdurulması için uygun durdurma bölgesi.....	30
Şekil 3.10 Hibrit tipi yapay sinir ağının temel yapısı.....	31
Şekil 3.11 RBF yapay sinir ağının genel yapısı.....	32
Şekil 4.1 Uygun yapay sinir ağı modeli.....	35
Şekil 4.2 57 baralılık bir sistem için RBF yapay sinir ağı yapısında giriş-çıkış bilgileri.....	42
Şekil 4.3 Hibrit yapay sinir ağının gerilim kararlılığı analizindeki işleyişi.....	43
Şekil 4.4 Kohonen yapay sinir ağının çalışma durumları.....	45
Şekil 4.5 İnterkonnektif güç sistemi.....	47
Şekil 4.6 Güç sisteminin Ward eşitliği.....	47
Şekil 4.7 Sistemin Ward eşdeğeri.....	48

Şekil 4.8 4 adet alt sisteme sahip olan bir güç sistemi.....	48
Şekil 5.1 5 baralı model güç sistemi.....	59
Şekil 5.2 Tek saklı katmanlı yapay sinir ağı ile alınan en düşük hata oranlı.....	63
simülasyon sonucu	
Şekil 5.3 Tek saklı katmanlı yapay sinir ağı ile alınan en yüksek hata oranlı.....	64
simülasyon sonucu	
Şekil 5.4 İki saklı katmanlı yapay sinir ağı ile alınan en düşük hata oranlı .....	65
simülasyon sonucu	
Şekil 5.5 İki saklı katmanlı yapay sinir ağı ile alınan en yüksek hata oranlı.....	66
simülasyon sonucu	

## BÖLÜM 1

### GİRİŞ

Yapay sinir ağı kavramı beynin çalışma ilkelerinin sayısal bilgisayarlar üzerinde taklit edilmesi fikri ile ortaya çıkmış ve ilk çalışmalar beyni oluşturan biyolojik hücrelerin, ya da literatürde geçen ismi ile nöronların matematiksel olarak modellenmesi üzerinde yoğunlaşmış bir bilimsel çalışma alanını tanımlar.

Yapay sinir ağı olarak isimlendirilen alan; birden fazla nöronun belirli biçimlerde bir araya getirilerek bir işlevin yerine getirilmesi üzerindeki yapısal olduğu kadar matematiksel ve felsefi sorunlara yanıtlar arayan bir bilim dalı haline gelmiştir. Yapay sinir ağı, karar performansı açısından insan beyni ile yarışabilecek aşamayı henüz kat edememiş olmalarına karşın, karmaşık eşleştirmelerin hassas bir biçimde gerçekleştirilmesi ve yapısal olarak olabildiğince doğruluğa sahip olmaları nedeniyledir ki gün geçtikçe uygulama alanları ivmeli bir şekilde artmaktadır.

Bu anlamda yapay sinir ağı konusu üzerinde çalışılırken bir ağ yapısının çözebileceği problem uzayının, insan beyninin çözebileceği problem uzayının oldukça kısıtlanmış bir alt kümesi olacağı gözden kaçırılmamalıdır. Yapay sinir ağlarının iki adet belirgin özelliği vardır. Bunlar:

1-Toplamsal işlevlerin yapısal olarak dağılımı ve sistemin paralelligidir. Başka bir deyişle birçok nöron eşzamanlı olarak çalışır ve karmaşık bir işlev çok sayıda küçük nöron aktivitesinin bir araya gelmesi ile gerçekleşir. Bu özellikte bize herhangi bir nöronun zaman içerisinde işlev dışı kalması durumunda ağın gerçekleştireceği işlevlerin çok fazla bir oranda etkilenmeyeceği anlamına gelir.

2-Ağ yapısının eğitim sırasında kullanılan nümerik bilgilerden eşleştirmeyi betimleyen kaba özellikleri devre dışı bırakması ve böylece eğitim sırasında kullanılmayan bilgiler içinde manalı cevaplar üretebilmesidir.

Günümüzde pek çok alanda yapay sinir ağlarının uygulamalarına rastlamak mümkündür. Özellikle örüntü tanıma, işaret işleme, sistem tanımlama ve lineer olmayan denetim alanlarında yapay sinir ağlarının değişik modelleri ve değişik öğrenme stratejileri başarılı bir şekilde kullanılmaktadır. Burada her bir problemin çözümü için yapay sinir ağı yaklaşımı ile önerilebilecek çözümler, tasarımcıya çeşitli seçenekler sunar. Bunlardan bazıları kimi zaman problemin doğası gereği seçenek olmaktan çok zorunluluk haline de gelebilir. Bu nedenle tasarımcıların bu seçenekleri doğru değerlendirmeleri gibi bir zorunluluk her yaklaşımda olduğu gibi yapay sinir ağı alanında da söz konusudur.

Ele alınan bir problemin yapay sinir ağı yaklaşımı ile çözümünde tasarımcının önüne çeşitli seçenekler çıkar. İlk seçenek öğrenme mekanizması üzerindedir. Literatürde iki tip öğrenme stratejisinden söz edilmektedir. Bunlar; "öğreticili öğrenme" ve "öğreticisiz öğrenme" olarak isimlendirilmektedir. Yaklaşımlar arasındaki temel farklılık istenen çıkış değerlerinin mevcut olup olmamasıdır.

Bu tez çalışmasında Yapay Sinir Ağları (YSA) vasıtası ile gerilim kararlılığı analizi yapılacaktır. İlk olarak gerilim kararlılığı ve gerilim kararsızlığı problemleri ve bunların türleri açıklanacaktır. Daha sonraki aşamada yapay sinir ağı tanıtılacak ve çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı ayrıntılı bir şekilde incelenecektir. Yapay sinir ağlarının gerilim kararlılığı analizlerine uygulanması örnek bir sistem üzerinde açıklanacaktır

Enerji sistemlerinin planlanması, işletilmesi ve kontrol edilebilmesi durumları için gerilim kararlılığı ögesi oldukça önemli ve yönlendirici bir kavramdır. Son zamanlarda da gerilim kararlılığı konusunda oldukça geniş kapsamlı çalışmalar yapılmaktadır. Gerilim kararlılığına veya kararsızlığına etki eden faktörler incelenirken özellikle gerilimde meydana gelebilecek kararsızlıkların sürecini hızlandıracak olan dinamik etkilerin göz önünde bulundurulması gerekmektedir.

Gerilim kararlılığı kavramı değişik mühendislik dalları için değişik anlamlar taşıyabilir. Ancak genel olarak; Yük baralarının gerilimlerinin genliklerini gerek sürekli hal gerilim kararlılığı gerekse geçici hal gerilim kararlılığı olayları sırasında önceden belirlenmiş işletme sınırları içerisinde tutulabilmesi yeteneği olarak tanımlanabilir (Taylor, 1994). Genellikle pek çok araştırmacı için gerilim kararsızlığı olayları ile gerilim çökmesi olayları aynı anlamı taşımaktadır. Gerilim kararsızlığı ve gerilim çökmesinin statik (yük akış)

analizler için bir sabit durum problemi olarak görülmesi problemin daha kolay analiz edilebilmesi için çok daha uygun bir yoldur. Sabit çalışma şartları sırasında üretim alanlarından tüketim alanlarına reaktif gücün transfer edilebilmesi kabiliyeti gerilim kararlılığının konusudur. Bunun yanı sıra şebekenin maksimum güç transferi limitleri ile gerilim kararlılığı limitleri aynı şeyler olarak algılanmamalıdır. Kararlılık kelimesi dinamik bir sistemi ifade etmektedir. Gerilim kararlılığı veya gerilim çökmesi (gerilim kararlılığı ile gerilim çökmesi olayları genel olarak aynı anlamda kullanılmaktadırlar.) olayları dinamik birer olgudurlar. Bunun yanı sıra gerilim kararlılığı olayı yük kararlılığı olarak da adlandırılabilir.

Kararsız durumdaki bir sistemi kararlı bir hale getirebilmek için sistemi kontrol sınırları içerisine sokmak veya diğer kontrol işlemlerini (örneğin sisteme yükler eklemek veya sistemden yükler çıkartmak gibi) hemen devreye sokmak gerekir. Bu şekilde genel bir kararlılık durumu sağlanabilir.

Bir güç sisteminde eğer yüklere yakın olan gerilimlerde herhangi küçük bir bozucu etki meydana geliyor ise ve bu andaki gerilim değeri ile bozucu etki değerleri aynı veya aralarında çok küçük değerlerde bir farklılık var ise bu güç sistemi için küçük bozucu etkili gerilim kararlıdır denir.

Eğer gerilimde meydana gelen bozucu etki sonrasında oluşan denge gerilimlerinin değerleri önceden belirlenmiş limitlerin altında bulunuyor ise verilen çalışma durumundaki güç sisteminin durumu ve verilen bozucu etkilere dayanmanın içeriği gerilim çökmesi olayıdır. Bu olay kısmi veya genel olarak meydana gelmiş olabilir.

Gerilim kararsızlığı olayları genel olarak çok büyük bozucu etkiler içerirler. Bu olaylar genel olarak gerilimde meydana gelen ve periyodik olmayan azalmalar şeklinde karşımıza çıkarlar (Gerilim çökmesi olayı). Bunların yanı sıra salınımlı bir şekilde meydana gelen gerilim kararsızlığı olayları ile de karşılaşabilmekteyiz.

Bu çalışmada beş baralı model güç sistemi üzerinde tek ara katmanlı ve iki ara katmanlı yapay sinir ağı ile gerilim kararlılığının çözümlenmesine çalışılacaktır. Bunun için güç akışı simülasyonu sonuçlarından elde edilmiş veriler kullanılacaktır. Bu veriler model güç sisteminde bulunan baraların gerilim bilgileri, reaktif güç üretim ünitelerindeki reaktif güç

miktarları ve sistemdeki toplam reaktif güç kaybını gösteren verilerden oluşmaktadır. Bu verilerden bir kısmı yapay sinir ağının eğitilmesi için kullanılmıştır.

Sonuç bölümünde yapay sinir ağları ile elde edilen gerilim değerleri ve gerilim kararlılık indeksleri Newton – Raphson metodu ile elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Simülasyon sonucunda elde edilen hatanın çok küçük olduğu gözlemlenmiştir.





## BÖLÜM 2

### GERİLİM KARARSIZLIĞI

#### 2.1 Gerilim Kararsızlığı İçin Zaman Aralıkları ve Mekanizmalar

Gerilim kararsızlığı ve gerilim çökmesi olayları dakikanın saniye dilimleri içerisinde meydana gelerek bu zaman aralığı içerisinde dizilirler. Zaman cevap tabloları oluşan dinamik olayların tanımlanmasında kullanılırlar. Tablo. 2.1’de herhangi bir güç sistemi elemanının ve bu elemanın kontrolünün gerilim kararlılığı olaylarında oynadığı rolü ifade eder. Pek çok güç sistemi elemanı gerilim kararlılığı üzerinde çok etkili bir yer teşkil eder. Ancak yalnızca bunların bazıları özel bir gerilim kararlılığı veya kararsızlığı olaylarına katılacaklardır. Sistem karakteristikleri oluşan hangi olayın daha etkili sonuç çıkaracağını gösterir (Taylor, 1994).

Geçici Gerilim Kararlılığı		Uzun Dönem Gerilim Kararlılığı			
<u>Asenkron motor dinamiği</u>			<u>yük/güç transferindeki artış</u>		
<u>Generatör/tahrik dinamiği</u>		<u>LTC. Trans &amp; Dijit. Voltaj ayarı</u>			
<u>Hareket kontrolü</u>			<u>Yük çeşitliliği/Termostat</u>		
<u>Kapasitör ve reaktörlerin anahtarlama</u>		<u>Tahrik sınırı</u>	<u>Gaztürbinli hareket</u>		
<u>Düşük gerilimli yük</u>	<u>Güç planlaması</u>	<u>SVC</u>	<u>Üretim değişimi</u>		
<u>Generatör ilk dinamiği</u>		<u>Boller dinamiği</u>	<u>Hatların aşırı yüklenmesi</u>		
<u>DC</u>	<u>DC konverter LTC.</u>		<u>Sistem operatörü</u>		
		1 dakika	10 dakika	1 saat	
0,1	1	10	100	1000	10000
ZAMAN - SANİYE					

**Tablo 2.1** Güç sistemi elemanları için zaman – cevap tablosu (Taylor C.W., 1994)

## 2.2 Geçici Gerilim Kararlılığı

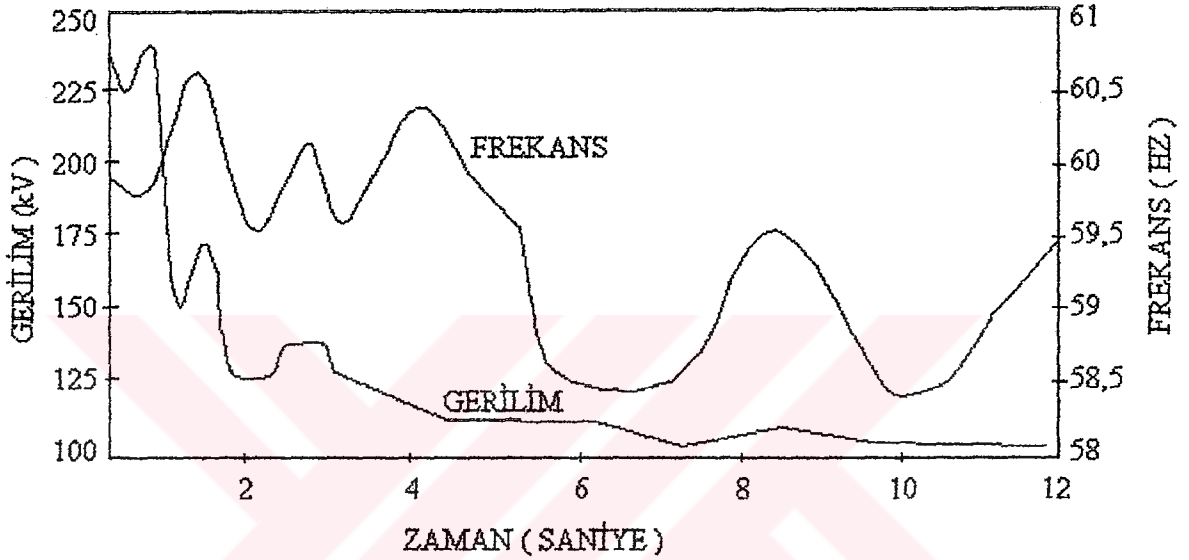
Gerilimin kararsızlık durumunda kararlı durumuna geçiş süresi 0 – 10sn arasında gerçekleşir. Bu zaman dilimi içerisinde rotor açısının kararlılığı da son derece önem teşkil etmektedir. Gerilim kararsızlığı ile rotor açısı kararsızlığı arasındaki fark her zaman için açık bir şekilde ifade edilemez. Bu nedenle gerilim kararsızlığı olayı ile rotor açısı kararsızlığı olayı birbirlerinden iyi ayırt edilmelidir (Taylor, 1994). Yani senkronizm kaybının nedeni gerilim kararsızlığı mıdır? Yoksa gerilim kararsızlığı olayı senkronizasyonda oluşan kayıplardan mı meydana gelmektedir. Gerilim çökmesi olayı genel olarak asenkron motorlar, DC çeviriciler (konverterler) gibi yük elemanlarının uyumsuz davranışlarından meydana gelir. Çok ani bir şekilde gerçekleşen gerilim çökmesi olayları (yavaşça temizlenen kısa devreler sırasında) asenkron motorların reaktif güce olan talepleri oldukça artar. Eğer koruma elemanları ve A.C. kontaktörler bu motorları devre dışı bırakamazlar ise reaktif güce olan bu talep gerilim çökmesi olaylarına neden olacaktır. (Buna asenkron motorların kararsızlığı da denilebilir) Bu şekilde gerçekleşen bir gerilim çökmesi olayının arkasından motorlar yeniden hareketlenmekte (hızlanmakta) zorlanırlar.

Bazı motorlarda meydana gelen bu durum yakınında bulunan diğer motorları da etkileyebilir ve hatta onların durmalarına neden olabilirler. Gerilim kararsızlığı simülasyonları yapılırken indüksiyon motorları dinamik bir eleman olarak modellenmelidirler. Paralel kapasitör gruplarının kompanzasyon karakteristikleri de problemlerin artmasına neden olacaktır. Çünkü sistemdeki reaktif güç gerilimin karesi ile doğru orantılı olarak değişmektedir.

Düşük frekanslardaki yük paylaşımında ve kapalı elektrik devrelerinde (electrical islands) dengesizlik olayı eğer %50'den daha büyük ise muhtemelen burada gerilim çökmesi olayı meydana gelir. Gerilim düşmesi (çöküşü) frekanstaki düşüştan daha da hızlı bir şekilde gerçekleşir. Gerilimdeki bu düşüş gerilime hassas olan yükleri, frekans düşüşünün yavaşlamasını ve düşük frekanslardaki yük paylaşımını etkiler. Gerilimde meydana gelen bu düşüş voltmetreler vasıtası ile izlenilebilir. Gerilimde meydana gelen bu aşırı derecelerdeki düşme olayı düşük frekans rölelerinin çalışmalarına da engel olacaktır. Şekil 2.1'de meydana gelmiş küçük çaplı bir gerilim çökmesi olayını gösterilmektedir (Taylor, 1994). Bu şekilden de görüldüğü üzere gerilim çökmesi olayı düşük frekans yük paylaşımının set noktaları için frekanstaki düşüştan önce gerçekleşiyor. Asenkron motor

yükleri ve güç üretiminde kullanılan yardımcı motorlar bu olayda önemli bir paya sahip olmuşlardır.

Son zamanlarda yüksek gerilimli doğru akım hatlarının (HVDC) gerilim bakımından zayıf olan güç sistemleri ile bütünleştirilmeleri, geçici gerilim kararsızlığı olaylarının meydana gelmesine neden olmaktadır. Bu gibi durumlarda gerilimdeki kararlılığı desteklemek (Kararsızlığı önlemek) için sistemden çekilen DC gücü en az seviyeye indirmek gerekebilir.



**Şekil 2.1** Florida da meydana gelmiş küçük çaplı bir gerilim çökmesi olayı

### 2.3 Uzun Dönem Gerilim Kararlılığı

Oluşum zaman aralığı 2–3 dakika kadardır. Bu tür bir gerilim kararsızlığı olayında operatörlerin sık bir şekilde müdahale etmesi olası bir durum değildir. Burada kullanılan terimler "orta dönem" kararsızlık "geçişten sonraki" ve "kararsızlıktan sonraki" gerilim kararlılığı dönemleri olarak kullanılmışlardır.

Bu türdeki bir gerilim kararsızlığı olayı; Yüksek değerli yükleri uzakta bulunan jeneratörlerden yüksek güç transferini ve çok ani bir şekilde ortaya çıkabilecek büyük bozucu etkileri kapsamaktadır. Uzun süreli gerilim kararsızlığı olaylarında sistem; yüklerin gerilime olan hassasiyetlerine bağlı olarak geçici olarak bir kararlılık durumuna geçer. Yukarıda bahsedilen bozucu etkiler iletim hatlarındaki olağan kayıplar veya yük

bölgesinde bulunan büyük jeneratörlerde olabilecek kayıplardır. Bozucu etkiler yük bölgelerinde büyük değerlere sahip reaktif güç kayıplarına ve gerilim sarkmalarına neden olabilir. İletim sistemlerindeki ayarlı transformatörler (LTC) ve dağıtım sistemlerindeki gerilim ayarlayıcıları düşük seviyelerdeki gerilimleri hissederler ve dağıtım sisteminin gerilim seviyesini düzenlerler. Dolayısı ile de bu düzenlemeler yükün güç seviyesini düzenler. Yüklerde yapılan güç sınırlandırmalarının nedeni gerilimdeki düşüklüklere müsaade etmeden yükün daha uzak noktalara daha az kayıplar ile aktarılabilmesi içindir. Bunun yanı sıra yakın bölgelerde bulunan jeneratörler aşırı derecede yüklenirler ve aşırı derecede uyarılırlar. Fakat aşırı yüklenme kapasitesi zamanı (genelde 1-2 dakika civarındadır) sona ererken aşırı uyarım sınır akım değerleri gerçek akım değerlerine geri dönerler. Bu süreler içerisinde çalışan jeneratörler tam kapasite ile yüklenmiş olurlar. Bahsedilen aynı süreç içerisinde daha uzakta bulunan jeneratörler sistemin ihtiyacı olan reaktif gücü karşılamalıdır. Ancak bu durumdaki bir jeneratör genelde yetersiz ve de etkisiz kalır. Uzakta bulunan bu jeneratörler üretim ve iletim sistemleri ile yükleri ve reaktif güç kayıplarını daha fazla karşılayamazlar. Bu olayları takip eden süreç içerisinde gerilim çok hızlı bir şekilde düşer. Gerilimdeki bu düşme olayını da kısmi veya genel anlamda bir gerilim çökmesi olayı takip eder. Bu son adım indüksiyon motorlarının durmasını ve koruma elemanlarının çalışmalarını da kapsayabilir.

Sistemdeki yükün tipine göre (Alçak gerilimde devre dışı bırakılmış olan yüklerde dahil olmak üzere) gerilim çökmesi olayı kısmi veya komple bir şekilde meydana gelmiş olabilir.

## **2.4 Uzun Süreli Gerilim Kararsızlığı**

Bu türdeki bir gerilim kararsızlığı olayı uzun zamanlı bir periyot içerisinde meydana gelen bir kararsızlık olayıdır. Uzun süreli gerilim kararsızlığı olaylarının nedenleri genel olarak yükte meydana gelebilen yüksek değerlerdeki artışlar (gündüz ve akşam saatlerinde elektrik enerjisine olan talebin en yoğun olduğu saatlerde) veya yine çok büyük ve çok hızlı bir şekilde gerçekleşen güç transferi olaylarının gerçekleşmesidir. Bu güç artışları megawatt/dakika seviyesinde ölçülürler

Zamanlı olarak gerçekleştirilen yük paylaşımları ve yine reaktif güç elemanlarının zamanlı bir şekilde kullanılması gibi operatör faaliyetleri bu şekildeki bir gerilim kararsızlığı olayını önlemek için gerekli olurlar.

İletim hatlarının zamana bağılı aşırı olarak yüklenme limitleri (Genellikle 10 dakikalar seviyesindedir.) ve alçak gerilim için yük çeşitliliğinin kaybolması (Termik olarak kontrol edilebilen yükler ve enerjinin sabitliği) gibi etkiler uzun süreli bir gerilim kararsızlığı olayının meydana gelmesine neden olabilirler.

Çeşitli sistem cihazları (şekil 2.2'de gösterildiği üzere) ve zaman limitleri arasında birçok etkileşimler vardır. Örneğin sabit enerjili yüklerin termostatik olarak regülasyonu ile diversite kayıpları önlenir. Bunun yanı sıra aşırı uyartım sınırlarının çalışması normal jeneratör gerilim regülasyonunu önler.

## **2.5 Mekanizmalar – Yük Dinamikleri, Denge Noktası ve Çekicilik Bölgesi**

Gerilim kararlılığı olayı yük kararlılığı olarak da bilinir. Yük terimi iletim sistemlerinin yüksek gerilim baralarını, dağıtım sistemlerini, alt taşıma sistemlerini ve bunların malzemelerinin tamamını kapsar. Gerilim düşmesinden dolayı geçici olarak azaltılan yüklerin düzenlenmesi gerilim kararlılığının en önemli unsurlarından birisidir.

Aktif (reel) yükler 3 şekilde düzenlenirler. Bunlar:

1 – Asenkron motorlar, mekanik yüklerde ani gerilim değişimlerine karşı mekanik yükleri eşlemek için birkaç saniye gibi çok kısa bir süre içerisinde hızlı bir şekilde cevap verirler. Sistemdeki meydana gelebilecek ani değişiklikler bunu takip eder. Kaynaktaki ani bir değişikliğin hemen arkasından asenkron motorların davranışı empedanslı yüklerin davranışları gibi olacaktır. Bunun yanı sıra yüklerde asenkron motorların davranışlarına karşı koymaya çalışırlar. Bu durum sistemin dengesinden açıkça belli olur. Yavaş bir şekilde azalan bir gerilim için motorların cevabı çok hızlı bir şekilde gerçekleşir. Bunun haricindeki diğer ekipmanlarda ise bu cevap bu kadar ani ve hızlı bir şekilde gerçekleşemez. Düşünülecek olursa kayma, motorun ataletinden dolayı ani bir şekilde gerçekleşemez. Yukarıda bahsedildiği üzere yavaş bir şekilde gerçekleşen gerilim kayıpları için hızlı cevap veren motorlar diğer elemanların yavaş olan dinamiklerini takip eder ve sabit bir aktif güce sahip yükler gibi hareket etmiş olur.

2 – Güç iletim sistemlerinin otomatik olarak ayarlanmış transformatörleri ve dağıtım sistemi, gerilim regülatörlerinde yük geriliminin normal değerlerine yükseltilmesi ve onların gerilime duyarlı yükleri için gerilim saniye seviyesinden dakika seviyesine ulaşan bir zaman dilimi içerisinde eski durumuna geri döner. Reaktif güç çeken yüklerin çektiği reaktif gücün miktarı çıkışlarına bağlanan paralel kapasitör grupları ile ayarlanabilir.

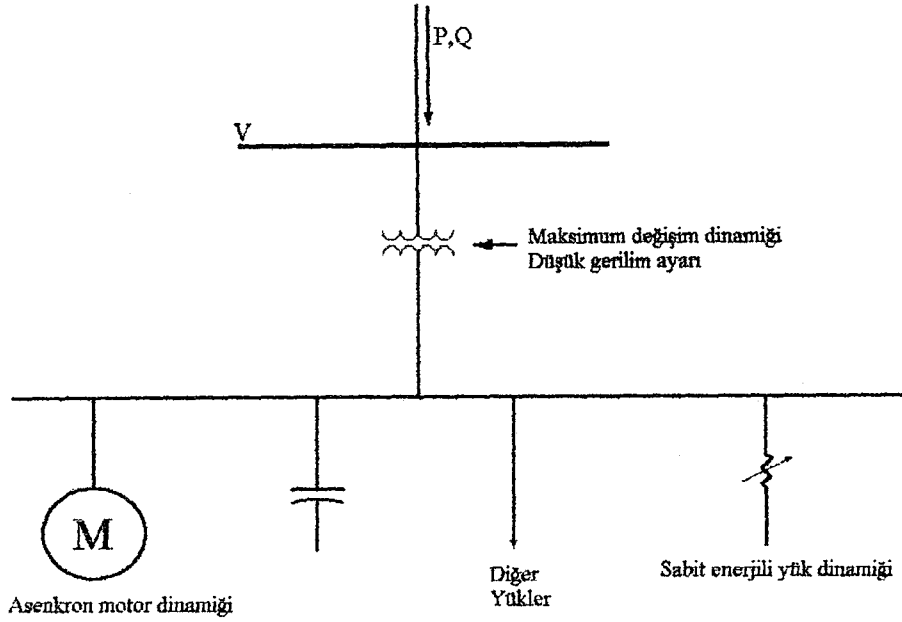
3– Sabit enerjili olan dirençli yükler termostatik (ısısal) veya manuel (el ile kontrol edilebilen) kontrol ile yeniden düzenlenirler. Belirli bir gruptan meydana gelmiş yükler için belirli bir zaman aralığı içerisinde yük çeşitliliğinin azalması gibi durumları gerilim azalması olayı takip eder.

İlk yaklaşım olarak yük düzenleme mekanizmasının bu 3 dinamiği birinci dereceden bir olay sınıfındadır. Bunların tamamı tek bir zaman sabiti kullanılarak modellenilebilirler. Her ne kadar tek bir zaman sabiti seçilmiş olsa da birbirlerinden çok farklı işlevlere sahiptirler. Fakat denklem sistemleri genelde aynı formdadır.

Yük düzenleme mekanizmaları kavramsal analizler için birleşik bir sistem halinde gösterilebilirler. Üç değişik türdeki bir yük durumu için dağıtım amaçlı olarak kullanılan yük barası şekil 2.2’de gösterilmiştir.

Bu şekilde üç ayrı yük durumu için oluşturulmuş bir model gösterilmiştir (Taylor, 1994). Bu model sırası ile bir motor, hat kapasitesini temsilen bir kondansatör, omik yükler ve iletim hattından oluşturulmuştur.

Her bir gösterim: sistemdeki her bir değişken için sıfırdan itibaren gittikçe artan bir yük durumu ile artan ve azalan yük durumları için gösterilmişlerdir. Sistemdeki kararlılık durumunu bir kararsızlık durumu izleyecek olursa oluşan bu anlık hata, bu sistemin denge noktasının (kararlı çalışma bölgesinin) içerisinde bulunmalıdır. Bu nokta burada  $x$  ile ifade edilmiştir.

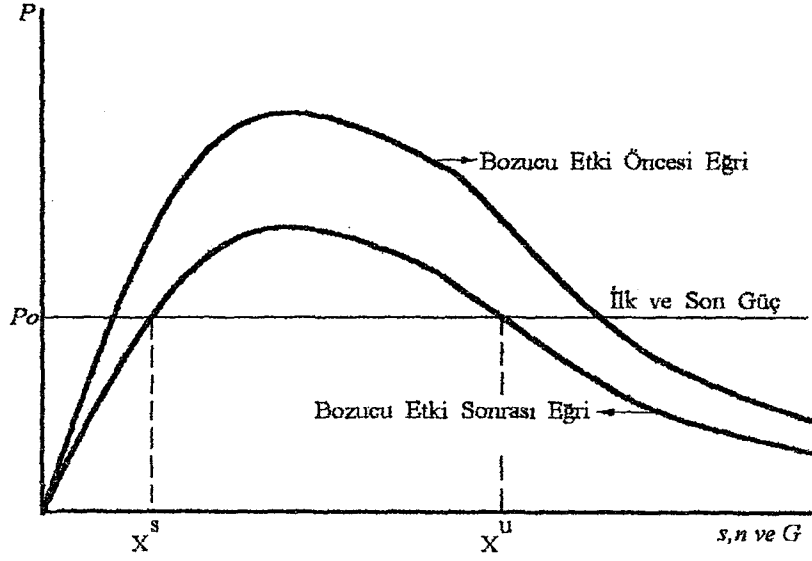


**Şekil 2.2** Gerilime duyarlı yüklerin düzenlenmesi ile oluşturulmuş model

Kararlı çalışma bölgesi Şekil 2.3'te gösterildięi üzere  $X^S$  ile ifade edilen kararlılık denklik noktası ve  $X^U$  ile ifade edilen kararsızlık denklik noktası aralığında bulunur ( $X^S$  ile  $X^U$  aralığını kapsar).

Bu 3 düzenleme mekanizmasının birinci dereceden durum deęişkenleri; motor kayması ( $s$ ), ayarlanabilir transformatör durum deęişkenleri ( $n$ ) ve yük kondüktansı ( $G$ ) gibi ilişkilerle anılabirler. Her bir durum deęişkenin sıfırdan itibaren artması gibi yükün gücünde artar. Bu artış maksimuma ulaşır ve bu noktadan sonra tekrar düşmeye başlar, (Şekil 2.4) Durum deęişkenleri artarken gerilimin deęeri monoton bir şekilde azalır. Böyle bir sistem için uygulanılabilen diferansiyel eşitlik:

$$2H_w \frac{dS}{dt} = P_0 - P_e \text{ 'dir.} \quad (2.1)$$



**Şekil 2.3** Sistemin kararlılık ve kararsızlık denklik noktaları

Burada  $P_0$  noktası  $P_e$  noktasından daha büyüktür. Bu nedenle bu noktada motor bir ivme alacak ve hızlanmaya başlayacaktır. Bu şekilde kontrol edilebilen bir durum bir takım ısı kontrolü ile çalıştırılan yüklerle uygulanılabilir.

Termostatik olarak kontrol edilebilen ısı yüklerinin çoğunluğu için:

$$T \cdot \frac{dG}{dT} = P_0 - V_L^2 \cdot G \quad (2.2)$$

eşitliği kullanılıp uygulanılabilir.

Bu durum asenkron motorlarda olduğu gibidir. Kararlılık durumunun arkasından büyük çaplı bir kararsızlık durumu meydana gelir ise kaynak – sistem konfigürasyonunun son andaki iletkenliği (devrenin düzenlenmesinden ve paralel kapasitör gruplarının ilave edilmesinden daha sonra) kararlılık denklik noktası olan  $X^s$ 'nin (çekicilik bölgesi) içerisinde bulunmalıdır. Bu bölge kararsızlığa geçiş noktası olan  $X^u$ 'ya kadar uzanır.  $X^s$  ve  $X^u$  arasında kalan bölgenin ifadesi için yine :



$$T \cdot \frac{dG}{dT} = P_0 - V_L^2 \cdot G \quad (2.3)$$

denklem sistemi kullanılabilir. Çünkü burada  $V_L^2 \cdot G$  ifadesi  $P_0$  noktasından daha büyüktür ve termostatik iletkenlik  $X^S$  noktasına ulaşıncaya kadar azalacaktır. Ayarlı transformatörlerde görülen bu durum burada da aynı şekildedir.

Uygulamalarda eğer G ayarlı transformatörler tarafından yüksek gerilim tarafına aktarılan iletkenlik durumu için formülasyon değiştirilebilir ve

$$T \cdot \frac{dG}{dT} = P_0 - V_L^2 \cdot G \quad (2.4)$$

eşitliği burada da kullanılabilir.

Gerilim güvenilirliği (Voltage Security) (Taylor, 1994) terimi yalnızca bir sistemin çalışma kararlılığı değil, aynı zamanda meydana gelebilecek tüm ihtimaller veya yük artışları için kararlılık durumunu koruma kabiliyeti demektir. Bunların yanı sıra gerilim kararlılığını etkileyen başlıca faktörleri;

- 1 – Enerji üretim kaynaklarının tüketim veya yük merkezlerine olan mesafelerinin çok uzun olması durumları.
- 2 – Enerji iletim hatlarının çok aşırı derecelerde yüklenmesi ve sistemdeki yüklerin elektriki olarak yapıları.
- 3 – Enerji iletim hatlarının işletilme biçimleri.
- 4 – Kaynak gerilimlerinin çok düşük olması problemleri.
- 5 – Yetersiz kalan reaktif yük dengelenmesi.
- 6 – Kontrol cihazlarının dinamik cevapları olarak sıralayabiliriz.

## BÖLÜM 3

### YAPAY SİNİR AĞLARI

Son yıllarda arařtırmacılar konvansiyonel tekniklerin bazı problemlerin çözümünde yetersiz kaldığı görülerek yeni tekniklere yönelmiş ve bu arařtırmalar sonucunda, doğadaki bazı olayların bilgisayar ortamında simüle edilmesiyle yapay zeka kavramı ortaya çıkmıştır. Yapay zeka; algılama, öğrenme, tecrübe kazanma, hata tölere etme ve bunlara benzeyen bazı özellikleri ile son zamanlarda yapılan en popüler arařtırma sahalarının başında gelmektedir.

Mühendislik açısından Yapay zekayı sistem tanımlı ve sistem tanımlı olmayan olarak iki kısma ayırmak mümkündür. Sistem tanımlı yapay zeka algoritmalarının başında yapay sinir ağıları, bulanık mantık ve neurofuzzy sistemler gelir (Kaynak ve diğ., 2000)

Yapay sinir ağıları; insan beyninin nörolojik yapısının ve hesaplama tekniğinin bilgisayar ortamına aktarılmasından ibarettir. Bilindiği üzere insan beyni nöronlar ve bu nöronlar arasındaki bağlantılardan meydana gelmektedir. Yapay sinir ağıları konvansiyonel metotlarda olduğu gibi bir problemi belirli matematiksel formülasyonlar kullanarak çözmek yerine daha önce edindikleri tecrübelerini kullanarak çözer ve bilgi matematiksel formülasyonlar yerine nöronlar arasındaki ağı ağırlıklarında saklıdır. Bu avantajları nedeni ile mühendislikte özellikle "black box" türü problemlerin çözümünde büyük bir uygulama alanına sahiptir (Kaynak ve diğ., 2000).

#### 3.1 Yapay Sinir Ağıları

Yapay sinir ağı arařtırmaları; nörofizyolog ve psikologlar için insan beyninin fonksiyonlarını açıklayabilme amacına yönelik olarak kullanılmaktadır. Mühendisler için ise nöral ağılar öncelikle alternatif bir hesaplama, sonuca ulaşma aracıdır. Ancak, bu iki arařtırma motivasyonu arasında sıkı bir ilişki vardır. Nörofizyolojik bulgular, yeni matematiksel modellerin geliştirilmesi için esin kaynağı oluştururken, geliştirilen

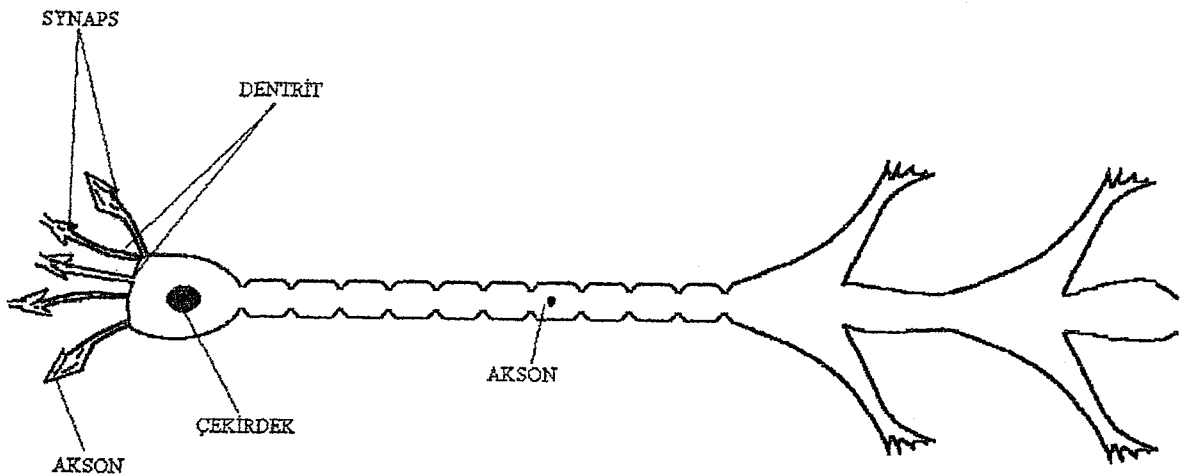
matematiksel modeller üzerinde yapılan çalışmaların, uygulamaların sonuçları da nörofizyolojik araştırmalara yön verebilecek niteliktedir.

Yapay sinir ağları; İnsan beyninin çalışma prensibini kendine model edinmiş yapay bir sistemdir. Bir yapay sinir ağı birbirleri ile paralel ve birbirine bağlı nöronların ve elemanların hiyerarşik olarak bir araya gelmesi ile meydana gelmektedir.

Yapay sinir ağlarının konvansiyonel metotlara oranla bir problemi; problemin kendi özelliğine ait bir takım matematiksel formülasyonlar kullanarak çözmek yerine problemi örnekler üzerinden öğrenmeleri, değişken şartlara uyum sağlayabilmeleri ve gürültülü datalardan bir problemin özünü öğrenebilmeleri gibi avantajları nedeni ile özellikle mühendislikte çok geniş bir potansiyelde kullanım alanına sahiptir.

Yapay sinir ağlarında bilgi; Nöronlar arasındaki bağlantılarda gizlidir. Bu bağlantıların geniş bir alana yayılmış olmaları yapay sinir ağlarına yayılmış hafıza özelliği verir. Yayılmış hafıza özelliği yapay sinir ağlarına hata tolere etmek, eksik bilgi ile çalışmak gibi özellikler kazandırır.

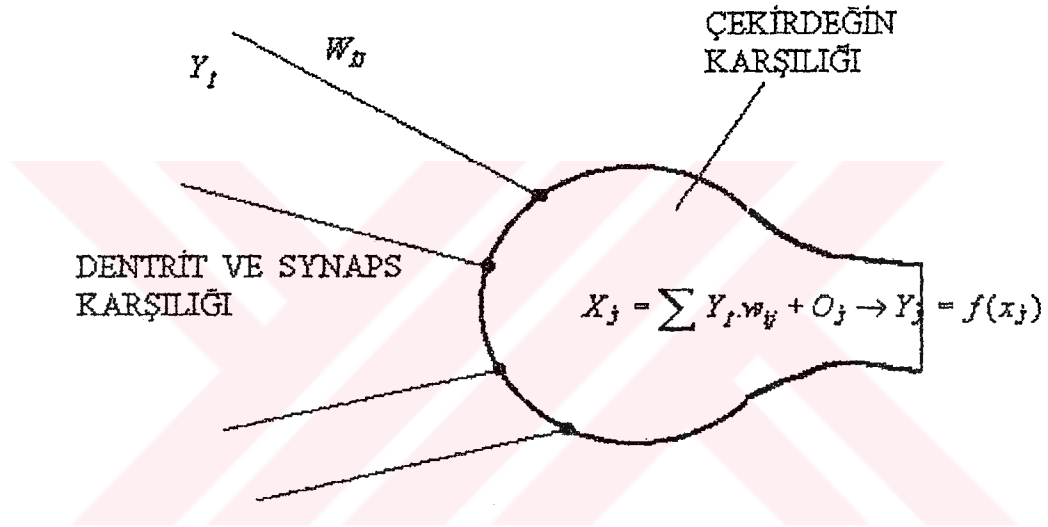
Bir yapay sinir ağı katmanlar halinde sıralanmış nöronlardan meydana gelir. Ağ tipine bağlı olarak bir katmandaki nöron diğer katmanlardaki nöronlarla ve aynı katmandaki diğer nöronlar ile sürekli bağlantılı bir haldedir.



**Şekil 3.1** Biyolojik bir nöron şekli

Şekil 3.1'de biyolojik bir nöronun şematik yapısı gösterilmiştir. Biyolojik nöron, bir çekirdek gövde ve iki türlü uzantıdan meydana gelir. Çekirdek nöronun ortasında bulunur ve aktivasyon için gerekli enerjiyi sağlar. Çekirdekten önce bulunan dentrit, bir önceki nöron ile bağlantı yaparak giriş bilgilerini alır ve bu bilgileri çekirdeğe iletir. Çekirdekten çıkan bilgiler akson yardımı ile bir sonraki nörona iletilir ve bu işlem bu şekilde sürekli bir şekilde devam eder.

Şekil 3.2'de ise biyolojik bir nöronun matematiksel modeli verilmiştir. Bu türdeki nöronlara Mc Culloch–Pitts nöronu denir. Bu tür bir hesap modeli, ağırlık işlem birimini temsil eder ve birbirleri ile bağlanarak ağı oluştururlar.



**Şekil 3.2 :** Biyolojik bir nöronun Mc Culloch–Pitts hesaplama modeli

### 3.2 Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

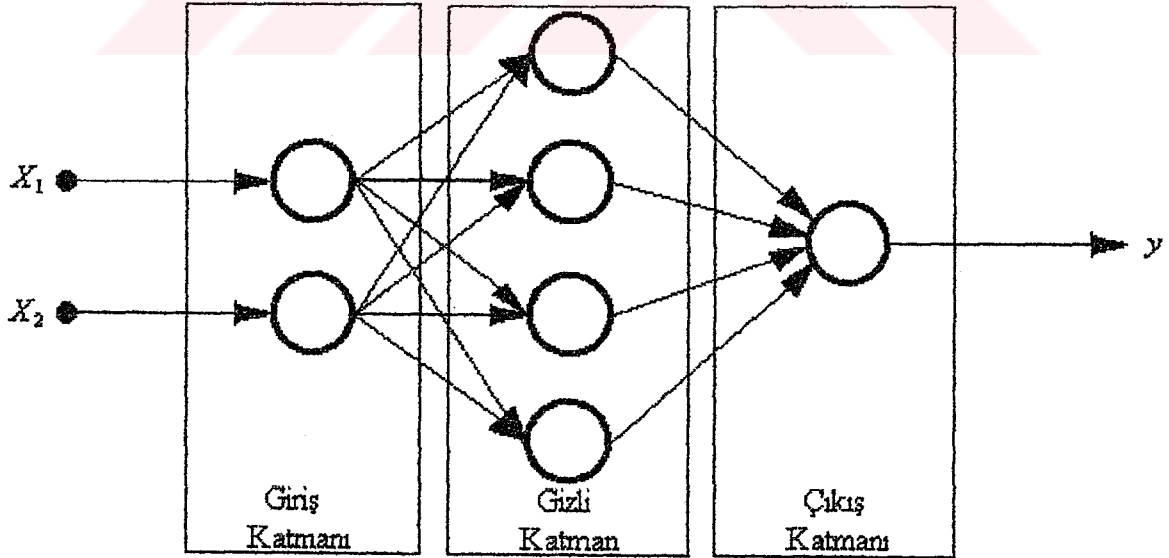
Bir yapay sinir ağında nöronlar arasındaki bağlantıların nasıl düzenlendiği ve bu bağlantıların yapısı, o yapay sinir ağının yapısını belirler. İstenilen davranışa ulaşmak için bağlantıların nasıl güçlendirilip ayarlandığını ise öğrenme algoritması belirler. Yapay sinir ağlarını yapı ve öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırabiliriz.

### 3.2.1 Yapılarına göre sınıflandırılması

Yapay sinir ağları yapılarına göre; İleri Beslemeli Ağlar ( İBA) ve geri beslemeli ağlar (GBA) olmak üzere iki kısma ayrılırlar.

#### 3.2.1.1 İleri beslemeli ağlar (İBA)

İleri beslemeli ağlarda (İBA) nöronlar katmanlar halinde gruplandırılırlar. Giriş katmanından çıkış katmanına doğru sinyaller direkt olmayan bağlantılar ile aktarılır. Nöronlar bir sonraki katman ile bağlantılı olup aynı katmandaki nöronlar birbirleri ile bağlantılı değildir. Şekil 3.3'de üç katmanlı ve 2-4-1 düzenine sahip olan bir yapay sinir ağı yapısı gösterilmiştir (Kaynak ve diğ., 2000). Şekilden de görüldüğü üzere girdilerin uygulandığı katmana giriş katmanı, Girişlere bağlı olarak çıkışların alındığı katmana ise çıkış katmanı denmektedir. Bu katmanlara da fiziksel dünyadan erişilebilir. Giriş ve çıkış katmanlarının arasında gizli katmanlar bulunur ki bu katmanlardaki nöronlar, lineer olmayan davranışları dolayısıyla, yapay sinir ağının toplam davranışındaki lineersizliğin kaynağını oluştururlar. Giriş ve çıkış katmanlarındaki nöronların sayısı ele alınan problemin gereklerine göre belirlenirler.

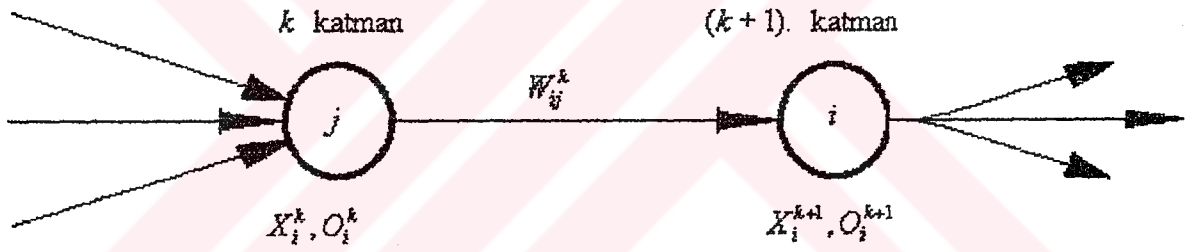


**Şekil 3.3** 2-4-1 Düzenine sahip ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısı

İleri beslemeli sinir ağlarında ağı giriş ve çıkış değerlerini vermek gereklidir. Bu ağlara örnek olarak Rumalhart ve Mc Clelland (1986), Haykin (1994), ağları verilebilir.

Şekil 3.4'de gösterilen ağ yapısı, geri besleme bağlantılarının olmaması nedeni ile veri akışı yönünden ileri sürümlü bir yapay sinir ağı modelidir. Bu yapıda giriş katmanı giriş vektörünü gizli katmana ulaştırmakla yükümlüdür ve lineer olmayan bir davranışa sahip değildir. Dolayısı ile giriş katmanındaki her bir nöronun çıkışında, bağlı bulunduğu giriş değeri görünür.

Ağ üzerindeki katmanlar  $k$  indisi ile sıralansın ve  $L$  adet gizli katmanın bulunduğu varsayalım. Yani şekil 3.4'de gösterilen şekil için  $L=1$  olacak,  $k=0$  giriş katmanına,  $k=1$  gizli katmanına ve  $k=L+1$  çıkış katmanına tekabül edecektir. Eğer  $k+1$ 'inci katmanın  $i$ 'inci nöronunu  $k$ 'inci katmanın  $j$ 'inci nöronuna bağlayan katmanın ağırlık değeri  $W_{ij}^k$  sembolü ile gösterilirse şekil 3.4'den de görüleceği üzere  $k$ 'inci katmanın  $i$ 'inci nöronunun çıkışı  $O_i^k$  ile gösterilecek olursa  $k+1$ 'inci katmandaki  $i$ 'inci nöronun net toplamı  $x_i^{k+1}$  ve çıkış değeri  $O_i^{k+1}$  (3.1) ve (3.2) denklemlerinden elde edilir.



**Şekil 3.4** Ağ içerisinde katmanların ve nöronların sıralanması

$$X_i^{k+1} = \sum W_{ij}^k O_j^k \quad (3.1)$$

$$O_i^{k+1} = \Psi(X_i^{k+1}) \quad (3.2)$$

Yukarıdaki denklemlerde eşik değerleri ve aktivasyon fonksiyonunun ( $\Psi$ ) türü belirtilmemiştir. Pratikte eşik değeri, +1 veya -1 sabit değerini alan bir girişin, eşik değerine eşit bir ağırlık ile çarpılarak nörona uygulanması ile gerçekleşir ve toplama diğer bileşenler gibi katılır. Aktivasyon fonksiyonu olarak herhangi bir aktivasyon fonksiyonu kullanılabilir. Burada önemli olan husus bu fonksiyonun türevlenebilir bir fonksiyon olmasıdır. Aksi takdirde aşağıda açıklaması yapılan hatayı geriye yayma yöntemi kullanılamaz.

### **3.2.1.2 Geri beslemeli ađlar (GBA)**

Geri Beslemeli Ađlarda (GBA), nronların ıktısı ya kendilerine ya da bir nceki seviyedeki nronlara geri gnderilir. Bylece sinyaller hem ileri hem de geri akabilir. Bu tredeki ađlara rnek olarak Hopfield (1982), Elman (1990), ve Jordan (1986) ađları verilebilir. Bu trdeki ađlar ileri beslemeli ađlardan farklı olarak bir de dinamik bir hafızaya sahiptirler.

### **3.2.2 ğrenme algoritmalarına gre ađların sınıflandırılması**

Yapay sinir ađları, Danıřmalı ğrenme (D) ve Kendi Kendine ğrenme (KK) olmak zere iki ana ğrenme algoritması ile eđitilebilirler. Buna ek olarak, takviyeli ğrenmede (T) eklenebilir.

#### **3.2.2.1 Danıřmanlı ğrenme**

Bu ğrenme řeklinde ađa giriř ve ıkıř deđerleri verilir. Ađın hatası istenilen ıkıř deđerine ile ađın ıkıř deđerine arasındaki fark olarak tanımlanabilir. Bu hata istenilen seviyeye ininceye kadar nronlar arasındaki ađlıklıklar deđiřtirilerek iterasyonlar yapılır. Danıřmanlı ğrenme algoritmasına delta kuralı (Widrow ve diđ., 1960), genelleřtirilmiř delta kuralı veya geri yayılmalı algoritma (Rumelhart ve diđ., 1986) ve vektr niceliklerinin ğrenmesi (LVQ) (Kohenen, 1989) rnek olarak verilebilir.

#### **3.2.2.2 Danıřmansız ğrenme**

Danıřmansız ğrenmede ıkıř deđerlerinin bilinmesine gerek yoktur. Ađa sadece giriř deđerleri verilir ve uygun bir ıkıř deđerine vermesi iin kendi ađ ađlıklıklarını dzenlemesi istenir. Bu tr ğrenme algoritmalarına Kohenen (1989) ve Carpenter–Grassberg Rezonans Adapte Teorisi (ART) (Carpenter ve diđ., 1988) algoritmaları verilebilir.

### **3.3 Çok Katlı İleri Beslemeli Ağlar (ÇKİBA)**

Bu ağlar danışmalı öğrenmeli ağ grubu içerisinde en çok kullanılan ağ tipidir. Çok katlı ileri beslemeli ağlarda giriş katmanı, ara (saklı) katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç çeşit katman vardır.

#### **3.3.1 Giriş katmanı**

Giriş değerlerinin ağa verildiği katmandır. Bu katman giriş sayısı kadar nöron bulunur ve nöronlar veriyi değer olarak bir sonraki katmana iletirler. Yapay sinir ağlarında özel aktivasyon formüllerinin kullanılmasından dolayı bilgiler giriş katmanına verilmeden önce bir ön işleme tabii tutulmaları gerekmektedir.

#### **3.3.2 Saklı (ara) katman**

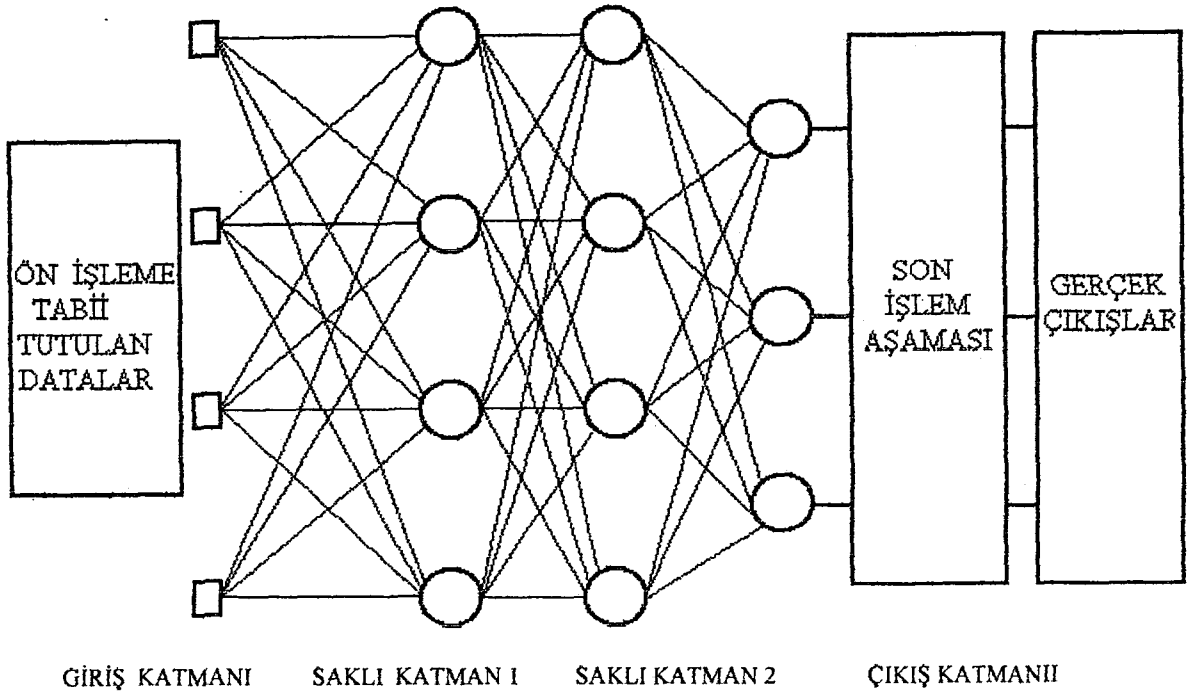
Giriş ile çıkış katmanı arasında kalan katman veya katmanlardır. Bu katmandaki nöron sayısı kullanıcı tarafından kendi problemine uygun olarak seçilir. Bu ağ giriş katmanından aldığı bilgileri kullanılan aktivasyon fonksiyonu ile işleyerek bir sonraki katmana iletir. Gizli katmandaki (veya katmanlardaki) nöron sayısının optimallik anlamında doğru sayısını veren herhangi bir analitik yöntem şu ana kadar geliştirilememiştir. Dolayısı ile gizli katman sayısındaki ve bu katmanların nöron sayısındaki belirsizlikleri aşabilmenin tek yolu deneme yanılma yöntemidir.

#### **3.3.3 Çıkış katmanı**

Ağın çıkış değerlerinin elde edildiği katmandır. Bu katmandaki nöron sayısı, giriş katmanına verilen giriş değerlerinin çıkış sayısıdır. Çıkış katmanından alınan bilgiler bir işleme tabii tutulduktan sonra kullanılmalıdırlar.

Bu üç çeşit katmanı içeren bir yapay sinir ağı Şekil 3.5’de gösterilmiştir.



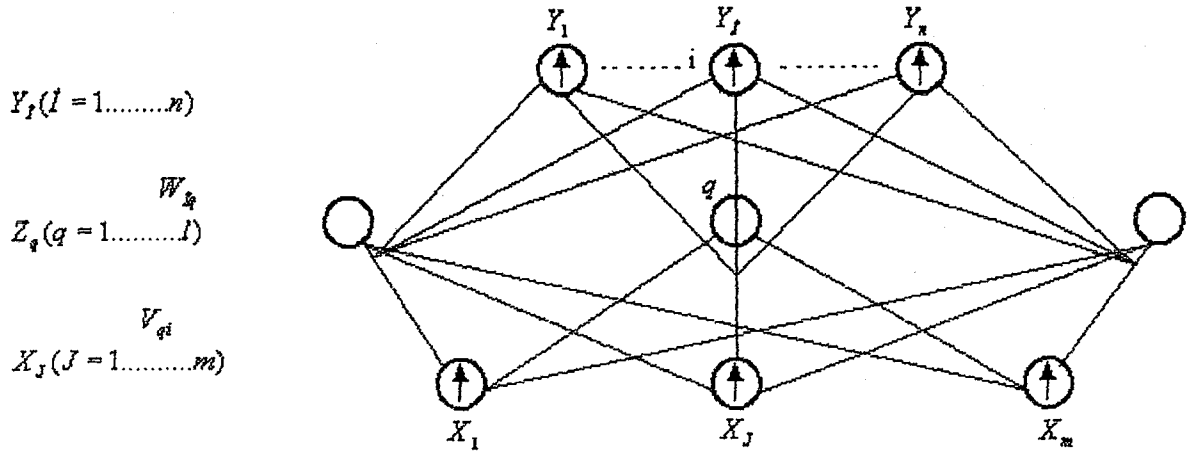


**Şekil 3.5** İki saklı (ara) katmanlı yapay sinir ağı

### 3.4 Geri Yayılma Öğrenme Algoritması

Çok katlı perseptronların eğitilmesi için geri yayılma algoritması kullanılır (Rumelhart ve diğ., 1995). Bu algoritma her öğrenme iterasyonundan sonra hataya göre ağ ağırlıklarının değiştirilmesi ana prensibine dayanır.

Geri yayılma öğrenme algoritmasında giriş değerleri ağ ağırlıkları ile çarpılarak bir sonraki saklı (ara) katmana iletilir. Ara katmanda her nöronda toplanan bilgiler aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek nöronların çıkış değerleri elde edilir. Daha sonra bu çıkış değerleri ara katman ile çıkış katmanı arasındaki ağ ağırlıkları ile çarpılarak çıkış katmanındaki nöronlara giriş olarak verilir. Bu giriş değerleri yine aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek ağın çıkış değeri elde edilir. Çıkış değeri ile gerçek değeri karşılaştırılarak ağın hatası elde edilmiş olur. Daha sonra hata değerine göre ağ ağırlıkları değiştirilir ve işlem hata oranı istenilen seviyeye ininceye kadar devam ettirilir.



**Şekil 3.6** Üç katmanlı geri yayımlı ağ

Yukarıda bahsedilen çalışma prensibi aşağıdaki gibi formüle edilebilir.

Şekil 3.6'da (k) öğrenme iterasyonunda ara katmandaki bir (q) nöronuna giriş bilgilerinin toplamı;

$$net_q = \sum_{j=1}^m V_{qi} X_j \quad (3.3)$$

Şeklinde hesaplanabilir.

Daha sonra ( $net_q$ ) değeri denklem (3.4)'de görüleceği gibi aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek (q) nöronunun çıkış değeri elde edilir.

$$Z_q = a(net_q) = a\left(\sum_{j=1}^m V_{qi} X_j\right) \quad (3.4)$$

Çıkış katmanındaki bir (i) nöronunun giriş değeri;

$$net_l = \sum_{q=1}^l W_{lq} Z_q = \sum_{q=1}^l W_{lq} a\left(\sum_{j=1}^m V_{qi} X_j\right) \quad (3.5)$$

şeklinde elde edilir.

Aynı (i) nöronunun çıkış değeri ( $net_i$ ) değerinin çıkış katmanı aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile denklem (3.6)'daki gibi elde edilir.

$$Y_i = a(net_i) = c = a\left[\sum_{q=1}^l W_{iq} a\left(\sum_{J=1}^m V_{qj} X_J\right)\right] \quad (3.6)$$

Daha sonra ( $d_i$ ) istenen değer, ( $Y_i$ ) ağın çıkış değeri ve (n) ise çıkış katmanındaki nöron sayısı olmak üzere denklem (3.7)'deki gibi elde edilir.

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (d_i - Y_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [d_i - a(net_i)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [d_i - a(\sum_{l=1}^l W_{il} Z_l)] \quad (3.7)$$

Çıkış katmanındaki ağ ağırlıklarının değişimi, ( $\eta$ ) öğrenme oranı olmak üzere denklem (3.8)'deki ifade ile verilir.

$$\Delta W_{iq} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{iq}} \quad (3.8)$$

Hatanın ağ ağırlıklarına göre türevine zincir kuralı uygulanacak olursa (3.8) denkleminde (3.9) denklemini elde edilir.

$$\Delta W_{iq} = -\eta \left[ \frac{\partial E}{\partial Y_i} \right] \cdot \left[ \frac{\partial Y_i}{\partial net_i} \right] \cdot \left[ \frac{\partial net_i}{\partial W_{iq}} \right] = -\eta [d_i - Y_i] \cdot [a'(net_i)] \cdot [Z_q] = \eta \delta_{oi} Z_q \quad (3.9)$$

Burada;  $a'(net_i) = \partial a(net_i) / \partial (net_i)$

( $Z_q$ ), (q) nöronunun çıkış değeri ve ( $\delta_{oi}$ ), çıkış katmanında (i)'inci nöronun hata sinyalidir. Zincir kuralından hareket etmek suretiyle hata sinyali denklem (3.10)'daki gibi elde edilir.

$$\delta_{oi} = -\frac{\partial E}{\partial net_i} = -\left[ \frac{\partial E}{\partial Y_i} \right] \cdot \left[ \frac{\partial Y_i}{\partial net_i} \right] = [d_i - Y_i] \cdot [a'(net_i)] \quad (3.10)$$

(3.3) ve (3.8) arasındaki denklemler ara katman için uygulanacak olursa ara tabaka ağ ağırlıkları değişimi ve saklı katman bölgesel gradienti sırası ile denklem (3.11) ve (3.12)'deki gibi kolaylıkla elde edilir.

$$\Delta V_{qj} = -\eta \left[ \frac{\partial E}{\partial V_{qj}} \right] = -\eta \left[ \frac{\partial E}{\partial net_q} \right] \cdot \left[ \frac{\partial net_q}{\partial V_{qj}} \right] = -\eta \left[ \frac{\partial E}{\partial Z_q} \right] \cdot \left[ \frac{\partial Z_q}{\partial net_q} \right] \cdot \left[ \frac{\partial net_q}{\partial V_{qj}} \right] = \eta \cdot \delta_{hq} \cdot X_j \quad (3.11)$$

$$\delta_{hq} = -\frac{\partial E}{\partial net_q} = -\left[ \frac{\partial E}{\partial Z_q} \right] \cdot \left[ \frac{\partial Z_q}{\partial net_q} \right] = a'(net_q) \sum_{l=1}^n \delta_{ol} W_{lq} \quad (3.12)$$

(k)'inci iterasyonda ağ ağırlıklarının değişim değerleri bulunduktan sonra (k+1)'inci iterasyonda (i) ağ ağırlıklarının değişimi çıkış ve ara katman için denklem (3.13) ve (3.14)'deki gibi elde edilir.

$$\delta_{hq} = -\frac{\partial E}{\partial net_q} = -\left[ \frac{\partial E}{\partial Z_q} \right] \cdot \left[ \frac{\partial Z_q}{\partial net_q} \right] = a'(net_q) \sum_{l=1}^n \delta_{ol} W_{lq} \quad (3.13)$$

$$\Delta V_{qj}(k+1) = m \Delta V_{qj}(k) + \eta \delta_{hq}(k) X_j(k) \quad (3.14)$$

(k+1) iterasyonundaki ağ ağırlıkları (k)'inci iterasyondaki ağ ağırlıklarına denklem (3.13) ve (3.14)'deki değişim değerlerinin eklenmesi ile denklem (3.15) ve (3.16) elde edilir.

$$W_{lq}(k+1) = m \Delta W_{lq}(k) + \eta \delta_{ol}(k) Z_q(k) \quad (3.15)$$

$$V_{qj}(k+1) = m \Delta V_{qj}(k) + \eta \delta_{hq}(k) X_j(k) \quad (3.16)$$

Yapay sinir ağlarında kullanılacak temel aktivasyon fonksiyonları aşağıda bir tablo halinde verilmiştir.

FONKSİYON TİPLERİ	FONKSİYONLAR
LİNEER	$f(x) = x$
SİGMOİD	$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$
HİPERBOLİK TANJANT	$f(x) = \left[ \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \right]$
RADIAL BASIS FONKSİYON	$f(x) = e^{(-x^2 / \sigma^2)}$

**Tablo 3.1** Aktivasyon fonksiyonları

### 3.4.1 Geri yayılma algoritma performansının iyileştirilmesi

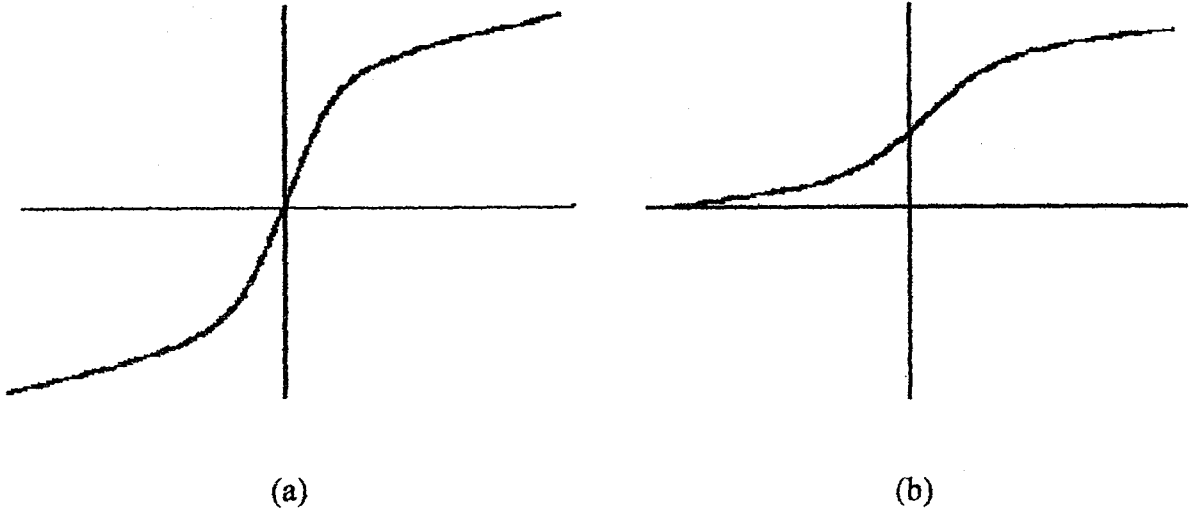
Geril yayılmalı bir yapay sinir ağı dizayn etmek bir bilim dalından çok bir sanat dalıdır. Birbirleri ile etkili olan birçok faktörler vardır. Bu faktörlerin her birini danışmanın kendi probleminin özelliğine göre düzenlemesi gerekir. Tecrübeye dayanan bazı kurallar aşağıda verilmiştir.

1 – Geril yayılmalı öğrenmede öğrenmenin daha hızlı bir şekilde gerçekleşmesi isteniyor ise kullanılacak sigmoid fonksiyonunun asimetrik olması gerekir. Eğer  $a(-net) = -a(net)$  ise bu tür bir fonksiyon asimetriktir.

Asimetrik aktivasyon fonksiyonlarının en çok bilinen şekli hiperbolik tanjant fonksiyonudur ve  $a(net) = k.tanh(lv)$  ifadesiyle bilinir. Burada (k) ve (l) sabit katsayılar olup hiperbolik tanjant fonksiyonu;

$$k.tanh(lv) = k.\left[\frac{1 - e^{-lv}}{1 + e^{-lv}}\right] \quad (3.17)$$

şeklindedir ve en uygun sabitler;



**Şekil 3.7** (a) = Asimetrik Aktivasyon (Hiperbolik) Fonksiyonu  
 (b) = Simetrik olmayan aktivasyon (sigmoid) fonksiyonu

$$k = 1,716$$

$$I = 2/3$$

değerinde verilmişlerdir. (Severcan, 1998).

2 – Ağırlıklar küçük bir alanda seçilmelidirler. Eğer bütün ağırlıklar aynı değerlerden başlarsa ağ istenildiği gibi eğitilemez Bunun için ağırlıklara belirli bir alanda random verilmelidir.

3 – Ağdaki ilk katmanlar son katmanlara göre daha büyük bölgesel gradientlere sahiptirler. Bunun öğrenme oranı parametreleri ilk katmanlarda küçük, son katmanlarda büyük seçilmelidirler. Yine çok girişi olan nöronların öğrenme oranı parametreleri küçük seçilmelidir. Bu parametreler ( $10^{-3}$ ) ile (10) arasında seçilirler.

4 – Eğitilecek dataların random olarak verilmesi ağın yaklaşım hızı bakımından iyi bir performans elde edilmesini sağlar.

5 - Momentum katsayısı geri yayımlı öğrenme algoritma hatasının azaltılmasını hızlandırır. Bu bakımdan kullanılması faydalıdır. Bu kat sayıda (0,1) ile (0,8) arasında seçilmelidir.

### 3.5 Hata Geriye Yayma Yöntemi ile Parametre Güncelleme

Yapay sinir ağlarının parametrelerinin güncellenmesi için literatürlerde en çok kullanılan yöntem hata geriye yayma yöntemidir. Ses tanıma problemlerinden lineer olmayan sistem tanılama ve denetimi problemlerine kadar yapay sinir ağları ile çözümler üretilen ve birçok alanda başarı ile kullanılan bu yöntem kuadratik bir maliyet fonksiyonunun zaman içerisinde, ağ parametrelerinin minimizasyonuna dayanmaktadır.

#### 3.5.1 Hata geriye yayma yönteminin sorunları ve çözüm önerileri

Hata geriye yayma yönteminin geniş çaplı bir uygulama alanları olmasına rağmen bu yöntemin uygulanmasındaki başarı oranı ve güvenilirliği konularında bazı sorunlar bulunmaktadır. İlk olarak öğrenme hızına değinmek gerekmektedir. Bir eşleştirmeyi güncelleştirmek üzere ele alınan bir sinir ağı yapısı, öğrenme süreci boyunca,  $N$  parametrelili bir ağ için  $N+1$  boyutlu bir uzayda,  $N$  değişkenli bir yüzey üzerinde gezen bir noktanın maliyeti en aza indiren noktayı aramasını gerektirmektedir. Burada değinilen yüzeyin her bir uyarlanabilir parametre yönünde kısmi türevleri hesaplanmakta ve parametre güncelleme işlemi yapılmaktadır. Bu işlem parametre vektörünün bulunduğu noktayı, yüzey üzerinde başka bir noktaya kaydırmaktadır. Eğer parametreye göre alınan kısmi türevler çok küçük genlikte ve parametre vektörü optimal noktaya çok fazla uzakta ise öğrenme işlemi çok uzun zaman alacaktır. Dolayısı ile veri kümesindeki tüm elemanlar göz önüne alındığında küçük bir maliyet ile karşılaşılacaktır. Uygulanabilecek bir yöntem, maliyet fonksiyonundaki değişime göre adım büyüklüğünün (3.19) denklemi ile verilen biçimde değiştirilmesidir.

$$E = \sum J, \quad (3.18)$$

$$\Delta\eta = \begin{cases} +\gamma & \Delta E < 0 \\ -\beta\eta & \Delta E > 0 \\ 0 & \Delta E = 0 \end{cases} \quad (3.19)$$

(3.19) Formu ile verilen adım büyüklüğü uyarlaması, parametre vektörünün optimal noktaya yaklaştığı durumlarda türev genliklerinin küçülmesinden kaynaklanan yavaşlamayı da önleyecektir.

Hata geriye yayma yönteminin diğer ikinci bir sorunu anlık olarak meydana gelen sıçramalardır. Parametre uzayında meydana gelen yüzey, eğitim çiftlerinde bulunabilecek gürültüden, nümerik hassasiyetin birkaç ondalık ile sınırlı bulunduğu durumlardan ya da başka çevresel etkilerden dolayı küçük genlikli iniş ve çıkışlar içerebilir. Bu iniş ve çıkışlar kısmi türevlerin anlık değerlerinin hesaplanması dolayısıyla parametre vektörünün optimal noktaya çok yakın bulunduğu durumlarda dahi türev değerlerinin yüksek genliklere ulaşmasına neden olabilirler. Oluşabilen bu türdeki ani sıçramalar, güncelleme kuralında momentum terimi olarak bilinen bir terimin kullanılması ile önlenilebilir.

Hata geriye yayma yönteminin ele alınması gereken üçüncü bir sorunu parametrik kararlılık problemi. Yöntem, parametrelere sürekli olarak birtakım değişimler vermekte ve bu değişimleri eğim düşümü yöntemine göre hesaplanmaktadır. Ancak öyle bir eşleştirme verilebilir ki maliyet fonksiyonu birçok noktada minimum değerini alır ve ilk koşulların belirlediği dinamik, parametreleri çok büyük genlikli değerlere doğru zorlayabilir.

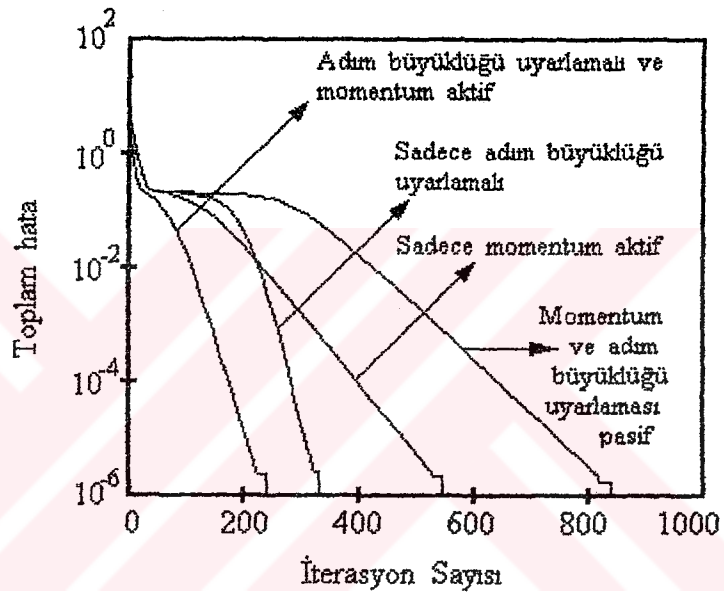
Giriş1	Giriş2	İstenen çıkış
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

**Tablo 3.2** XOR Eşleştirmesi

Yukarıda verilmiş olan eşleştirmeyi gerçekleştirmek üzere daha önce şekil 3.9'da gösterilmiş olan 2-4-1 düzenine sahip olan sinir ağı seçilsin. Gizli katmanlardaki nöronların hiperbolik tanjant tipinde, çıkış katmanındaki nöronların ise lineer tipte aktivasyon fonksiyonlarına sahip olduğu durum göz önüne alınacak olursa; Burada yapılan seçim tamamıyla deneme yanılma ile gerçekleştirilmiş olan bir sonuca dayanmaktadır. Bir başka yapı ve bir başka aktivasyon fonksiyonu seçimi ile de istenen çıkışların üretilbileceği gözden kaçırılmamalıdır. Ele alınan ağ yapısı tablo:3.2'de verilen eğitim çiftleri için eğitilecek olursa ve hata geriye yayma yönteminin değişik kurguları için toplam karesel hatalara bakılacak olursa şekil 3.8'de gösterilmiş olan sonuçlar elde edilir.



Aşağıdaki şekilden de görülebileceği üzere  $10^{-6}$  değerindeki hataya hem momentum teriminin kullanıldığı, hem de adım büyüklüğünün uyarlamalı olarak değiştirildiği durumda en hızlı bir şekilde ulaşılmıştır. Momentum teriminin ve adım büyüklüğü uyarlamasının pasif olduğu bir durumda 859 iterasyon gerekli iken, sadece adım büyüklüğü uyarlamasının aktif olduğu durumda 329, sadece momentum teriminin aktif olduğu durumda 552, her ikisinin de aktif olduğu durumda 242 iterasyon da yakınsama gözlemlenmiştir. Gereken iterasyon sayılarının ağ parametrelerinin ilk değerine bağlı olabileceği de gözden kaçırılmaması gereken bir durumdur (Kaynak ve diğ., 2000).

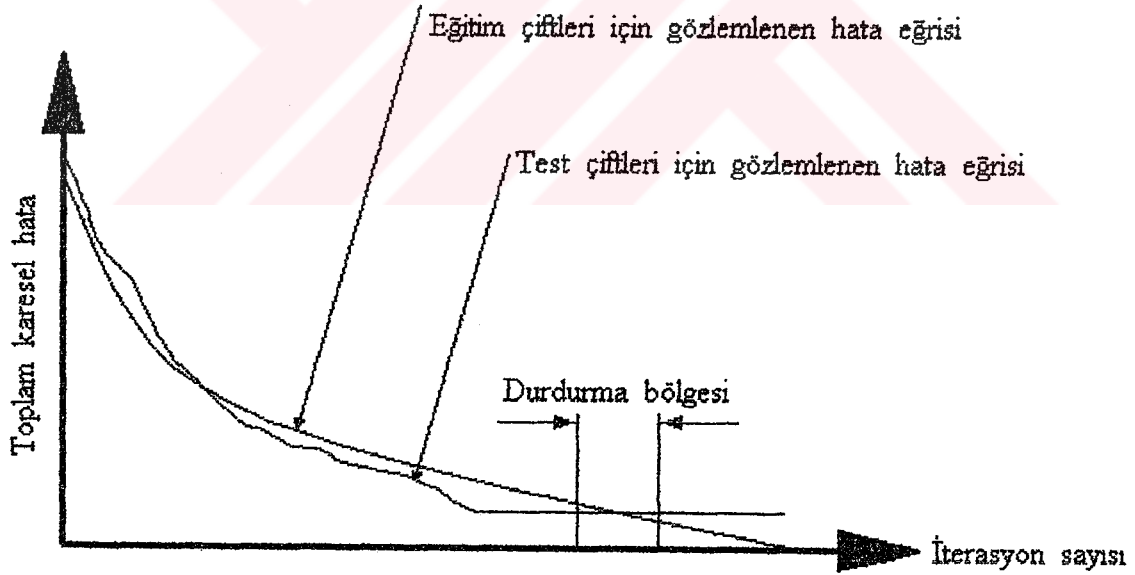


**Şekil 3.8 :** XOR Problemi için değişik kurguların karşılaştırılması (Kaynak ve diğ., 2000).

### 3.6 Öğrenme ve Ezberleme

Yapay sinir ağlarının zamandan bağımsız olarak öğrenme mantığını kullanan uygulamalarında genel olarak karşılaşılan problemlerinden birisi de öğrenme ve ezberleme sınırının belirlenmesi problemidir. Burada iki tipte uygulamadan söz edilebilir. Birinci tipteki bir uygulama sonlu sayıdaki durumlardan oluşur ve bu durumların her birisi eğitim çiftleri tarafından temsil edilirler. Lojik fonksiyonlar (ele alınan XOR örneğinde olduğu gibi) bu durumlara birer örnek teşkil etmektedirler. Girdilerin alabileceği tüm değerler eğitim kümesi tarafından kapsanıyor ise, toplam karesel hata değeri sıfıra ne kadar yaklaşıyor ise ağın başarımı o derece yüksek olacaktır. İkinci tipteki uygulamalar ise

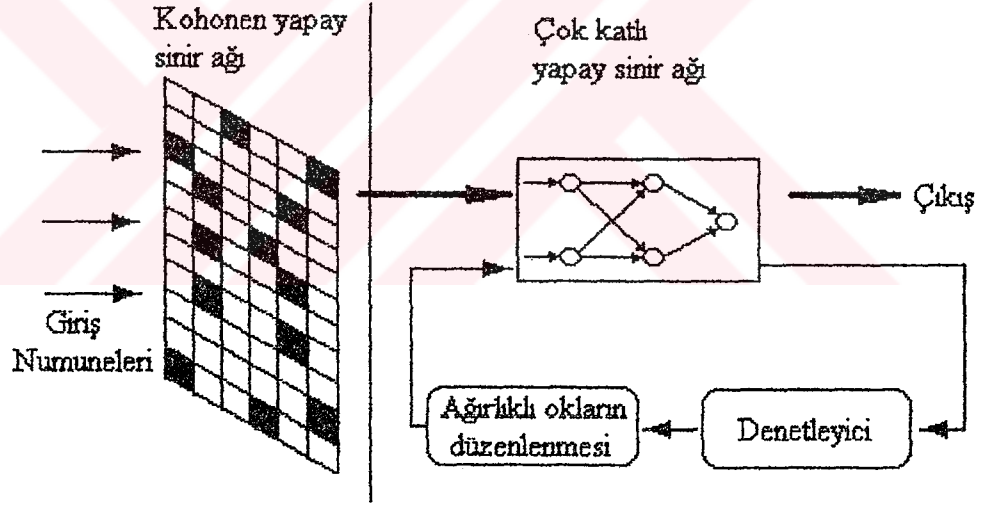
sürekli bir yüzeyin bazı noktadaki değerleri ile kurulması gibi idealleştirilmiş eğitim çiftleri kümesinde sonsuz sayıda eleman bulunması gereken uygulamalardır. Pratikte sonsuz sayıda eğitim çifti kullanılamayacağına göre sonlu sayıdaki çift ile eşleştirmenin gerçekleştirilebilmesi, öğrenme ile ezberleme arasındaki sınırın iyi belirlenmesini gerektirir. Eğer sınır ağı, verilen noktalarda sıfıra çok yakın bir toplam karesel hata elde edilecek bir biçimde eğitilmişse, eğitim çiftleri kümesinde bulunmayan ancak aynı sürekli yüzey denklemlerinden elde edilen bir başka noktada büyük hata içeren üretmesi olası bir durum haline gelmiştir. Bu nedenle eğitim çiftleri kümesinin yanında test çiftleri de oluşturulmalı ve bu iki küme mümkün olduğunca az bir sayıda özdeş eleman bulundurulmalıdır. Eğitim esnasında eğitim çiftlerine göre parametre güncellemesi yapılırken, test çiftleri içinde gözlemlenen toplam karesel hata kontrol edilmelidir. Her iki büyüklüğünde azalma gösterdiği süre boyunca genelleme mantığına uygun bir öğrenme gerçekleşmektedir. Bir süre sonra eğitim çiftleri için hata azalmaya devam ederken test çiftleri için hata artmaya başlayacaktır. Bu anda eğitime son verilmelidir. Çünkü kullanılan eğitim çiftleri için artık ezberleme süreci başlamıştır. Böyle bir durum şekil 3.9'da gösterilmiştir (Kaynak ve diğ., 2000).



**Şekil 3.9** Eğitimin durdurulması için uygun durdurma bölgesi. (Kaynak ve diğ., 2000).

### 3.7 Hibrit Tipi Yapay Sinir Ağları

Hibrit tipindeki yapay sinir ağları, çok katlı ileri beslemeli yapay sinir ağları ve Kohonen yapay sinir ağlarının birleşiminden meydana gelmişlerdir. Bu iki türdeki yapay sinir ağı modeli bir sistemin herhangi bir konuda analiz edilmesi işlemlerinde hibrit yapay sinir ağı içerisinde farklı amaçlarda ve birbirlerinin eksiklerini tamamlayacak şekilde oluşturulurlar. Hibrit yapay sinir ağı modelini oluşturan bu iki tipteki yapay sinir ağı modelinin sistem içerisindeki görevlerine göre farkları bilgilerin denetlenmesi aşamasında ortaya çıkar. Burada ileri beslemeli yapay sinir ağları sistemin sınır değerlerinin belirlenmesinde, Kohonen yapay sinir ağları ise sistemin analiz edilmesinde sistemin çalışma şartları ve bu çalışma şartlarına göre sistemin zayıf olan noktalarının belirlenmesinde ve denetlenmesinde kullanılırlar. Genel bir hibrit tipi yapay sinir ağı modeli şekil.3.10'da gösterilmiştir (H.B. Wan ve diğ., 1998).



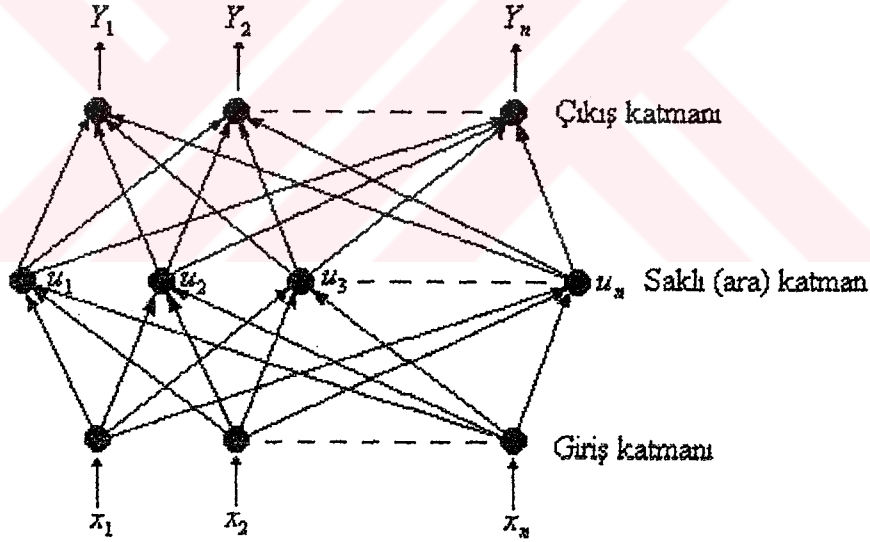
Şekil 3.10 Hibrit tipi yapay sinir ağının temel yapısı

### 3.8 RBF Yapay Sinir Ağları

RBF yapay sinir ağları isteğe göre seçilmiş olan ve çok yoğun bir alanda çok değişkenli fonksiyonlar aracılığı ile analiz edilebilecek olan bir sisteme çözüm yolu üretebilirler. (H.B. Wan ve diğ., 1999). Basit bir RBF (Radial Basic Function) tipi yapay sinir ağı modelinin yapısı şekil 3.11'de gösterilmiştir. Bu şekilden de görüldüğü üzere RBF tipindeki bir yapay sinir ağı üç katmandan meydana gelmiştir. Birinci katman giriş

katmanı, ikinci katman saklı (ara) katman ve üçüncü katman ise çıkış katmanıdır. Gizli katman veya ara katman olarak bilinen katman RBF veya RBF yapay sinir ağı modellerinin simetrik bir şekilde yerleşiminden meydana gelmiştir.

RBF tipi yapay sinir ağlarında eğitim aşaması giriş ve çıkış verilerinin eğitilmesi aşaması olarak tanımlanabilir. Vektörlerin eğitilmesi süresince RBF yapay sinir ağı denetlemeli bilgili veya denetlemesiz bilgili olabilir. Başlangıçta, sistemin karar merkezinde denetlemesiz bilgi algoritmaları ile saklı katman bilgi algoritmalarının belirlenmesi gereklidir. Ağırlıklı vektörlerin eğitilmesi işlemlerinin devamında standart kurallar ile belirlenmiş olan bilgi algoritmaları ile çıkış bilgileri denetlenirler ve bu denetlenme işleminin ardından bilgiler ara katman vasıtası ile çıkış katmanına iletilirler. Bahsi geçen bilgi algoritmalarının denetlenmesi işlemi ara katman ve çıkış katmanı için aynı anda gerçekleştirilirler. Bazı özel konumlara sahip olan ve kaliteli çıkışlar istenen analizler için ikinci kat ağ tabakası model üniteleri ile çıkış üniteleri arasında ilave edilir ve bu şekilde geri yayımlı bir bilgi ağı kurularak istene kaliteli çıkış verileri elde edilebilir.



**Şekil 3.11** RBF yapay sinir ağının genel yapısı

## BÖLÜM 4

### YAPAY SINIR AĞLARININ ENERJİ SİSTEMLERİNDEKİ PROBLEMLERE UYGULANMASI

Günümüzde elektrik enerjisine olan talebin her geçen gün artması sonucunda elektrik enerji sistemlerinin yapısı her geçen gün biraz daha büyüterek karmaşık bir hal almaya başlamıştır. Enerji sistemlerindeki bu karmaşıklığı analiz edebilmek için yeni tekniklerin geliştirilmesi ihtiyacı kaçınılmaz bir hal almıştır ve yapay sinir ağları enerji sistemlerindeki birçok problemin analiz edilmesinde kullanılmaya başlanmıştır.

Yapay sinir ağlarının enerji sistemlerindeki bazı uygulama alanları şunlardır: Kısa devre analizleri, yük akış analizi, geçici hal kararlılık analizleri, arıza yerlerinin tespit edilmesi, yük tahmin analizleri, enerji sistemlerinin planlanması ve enerji maliyeti analizidir. Bu analizlerin çoğunda İleri beslemeli yapay sinir ağları kullanılmıştır ve %80 uygulamalarda da MLP kullanılmaktadır.

Bu bölümde ilk olarak yapay sinir ağları ile kısa devre analizi, yük tahmin analizi, kesit tayini, hat başı gerilim hesabı ve deri etkisi gibi farklı uygulamalarda yapay sinir ağlarının kullanılması ile ilgili örnekler verilmiştir. Daha sonra bu tezin ana konusu olan gerilim kararlılığının yapay sinir ağları ile analiz edilmesi ayrıntılı bir şekilde incelenmiştir.

#### 4.1 Yapay Sinir Ağları ile Kısa Devre Analizi, Arıza Tespiti ve Alarm İşletimi

Kısa devre akımının belirlenmesi enerji sistemlerinin tasarlanması aşamasında çok önemlidir. Arıza yerinin en kısa zamanda tespit edilmesi ise enerji sistemlerinin işletilmesinde çok önemlidir. Araştırmacılar arıza yerinin tespit edilmesi, acil durumlarda alarmın çalıştırılması ve kısa devre akımının belirlenmesinde yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. Bunun en önemli nedeni yapay sinir ağlarının çok çabuk bir şekilde yanıt

verme özelliğidir. Bu durumlarda Kohonen tipi çok katlı ileri beslemeli yapay sinir ağları kullanılmıştır (Yalçınöz ve diğ., Aralık 2000).

Alarm işletimi ve arızanın tespit edilmesinde yapay sinir ağlarının giriş bilgileri olarak koruma rölelerinin yanıtını ve kesicilerin işletimini gösteren sinyaller kullanılmaktadır. Yapay sinir ağları ile arıza yerinin tespitinde %95 ila %99 oranlarında başarı sağlanmaktadır. Yapay sinir ağlarının arızaların belirlenmesinde en zayıf noktası öğretim ve test için veri toplamaktır. Bu veriler deney sonucu, ölçüm sonucu veya simülasyon sonucu gibi yöntemler ile elde edilebilirler.

## **4.2 Yük Tahmin Analizi**

Elektrik sistemlerinin planlanması ve üretimi açısından elektrik yükünün tahmin edilmesi çok önemli bir olgudur. Yapay sinir ağları ile kısa, orta ve uzun dönem için yük tahminleri yapılabilmektedir.

Yapay sinir ağının, giriş bilgileri arasında lineer olmayan ilişkileri iyi bir şekilde yansıtabilmesi yük tahmini analizlerinde kullanılmasının tercih nedeni olmaktadır. Hava sıcaklığı, ay ve gün adları, elektrik yükü ve bazen havanın nemi ve bulutlu olup olmaması gibi bilgiler yapay sinir ağlarına giriş bilgileri olarak verilebilirler (Yalçınöz ve diğ., Aralık 2000).

## **4.3 Alçak Gerilim Fiderlerinin Optimum Kesit Tayininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması**

Alçak gerilim fiderlerinde; nüfus artışı, yeni teknolojilerin kullanılması kişi başına düşen enerji tüketiminin artması gibi sebeplerden dolayı yüklerde kaçınılmaz bir artış meydana gelecektir. Dolayısıyla alçak gerilim şebekelerinde optimum dizaynın sağlanabilmesi için planlama dönemi boyunca bu yük büyümesinin sağlıklı bir şekilde belirlenmesi gerekmektedir. Bu nedenle sistemlerin ani yük büyümelerine karşı güvenli ve ekonomik enerji temin edilebilmesi için sürekli, hızlı ve ekonomik olan çözümün yapay sinir ağları ile elde edilmesi amaçlanmıştır. (Ata ve diğ., 1996) yoğun şehir yerleşim bölgelerine ait üç

fazlı yeraltı kablolu alçak gerilim fiderlerinin dizaynı için yapay sinir ağlarını kullanmışlardır.

Bu çalışmada yoğun yerleşim ve iş merkezlerinde kullanılan dört damarlı XLPE yalıtkanlı 0,6/1kV'luk 70 ila 240 mm<sup>2</sup> arası 6 farklı kablo kesit değerleri göz önüne alınmıştır. Yapay sinir ağları ile analiz yaklaşımında kablolu alçak gerilim fider hattına ait üç temel büyüklük ( $b_y, b_k, b_e$ ) yapay sinir ağının giriş verilerini oluşturmaktadır.

$b_y$  = Fidere ait yükteki yıllık yüzde olarak büyüme oranı

$b_k$  = Fidere ait kayıp faktöründeki yıllık yüzde olarak büyüme oranı

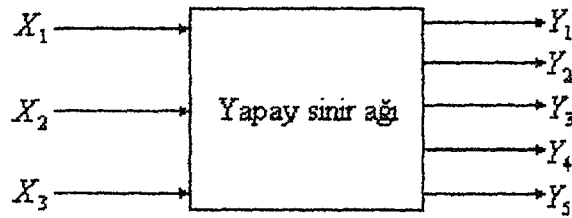
$b_e$  = Fidere ait enerji maliyetindeki yıllık yüzde olarak büyüme oranı

Uygulama örneğinin giriş verilerine göre yapay sinir ağından çıkış verisi olarak 50kVA, 100kVA, 150kVA, 200kVA ve 250kVA'lık 5 adet yükteki kablo kesit değerleri çıkış değeri olarak alınmıştır. Yapay sinir ağı 3 girişli ve beş çıkışlıdır.

Girişler :  $X_1, X_2, X_3$

Çıkışlar :  $Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5$

şeklinde tanımlanacak olurlarsa uygun yapay sinir ağı modeli şekil 4.1'deki gibi oluşturulabilir.



**Şekil 4.1** Uygun YSA modeli

Bu çalışmada 10 adet uygulama örneğinden 8 adedi yapay sinir ağını eğitmek için kullanılmış ve geri kalan 2 uygulama örneği de test için kullanılmıştır. Yapay sinir ağı olarak geriye yayılma algoritması (backpropagation) geliştirilmiş delta kuralı

kullanılmıştır. Eğitimde öğrenme katsayısı 4 olarak seçilirken, momentum katsayısı 0,9 olarak seçilmiştir.

Yapılan denemeler sonucunda en iyi sonucun 3:3:5 yapay sinir ağı yapısı ile elde edilebileceği görülmüştür. Bu çalışma sonucunda toplam hatanın yaklaşık olarak %0,3 civarında olmasından yola çıkılarak sistemin genel performansı göz önüne alındığında başarı oranının %100'e yaklaştığı görülmüştür. (Ata ve diğ., 1996).

#### **4.4 Enerji İletim Hatlarının Hatbaşı Gerilimlerinin Yapay Sinir Ağları ile Tayin Edilmesi**

İletim hatlarının eşdeğer devrelerindeki direnç, kapasite ve selflerin enerji iletim hatlarına olan etkilerinin göz önüne alınması suretiyle enerji iletim hatları uzunluklarına göre kısa, orta ve uzun iletim hatları olmak üzere sınıflandırılabilirler.

Orta ve uzun iletim hatları için ulusal enerji ağı içerisindeki sayısal örnekleri ele alınarak yapay sinir ağları ile hatbaşı gerilimleri hesaplanabilmektedir. Böylece orta ve uzun iletim hatlarında kullanılan klasik formüllerin yerine alternatif bir çözüm metodu geliştirilmiş olacaktır (Ata ve diğ., 1996).

Ata ve Kocatepe enerji iletim hatlarının hatbaşı gerilimlerini yapay sinir ağları ile hesaplamışlardır. Giriş değerleri olarak hat sonu yük değeri (MVA cinsinden) ve güç faktörü ele alınırken, çıkış değerleri olarak da hatbaşı faz-nötr gerilimi ve açı değeri göz önüne alınmıştır.

Yapılan denemeler ve eğitim işlemleri giriş değerlerine veya bu giriş değerlerinin çıkışlarına bağlı olarak ağıın bağlantı ağırlıklarını değiştiren veya ayarlayan öğrenme kuralı gerçekleştirilerek her giriş değeri için istenen çıkış sisteme tanıtılmıştır. Bu eğitim işlemleri sırasında geri yayılım (backpropagation) algoritmali genelleştirilmiş delta kuralı kullanılmıştır. Eğitim işleminde öğrenme katsayısı 1 olarak seçilirken momentum katsayısı 0,9 olarak seçilmiştir.



Yapılan denemeler sonucunda en iyi sonucun 2:4:2 yapay sinir ağı yapısı ile elde edilebileceği görülmüştür. Sonuç olarak Yapay sinir ağları ile enerji iletim hattının hat başı gerilim ve açı değeri giriş değerlerine bağlı olarak programdaki test etme fazından faydalanılarak daha kolay ve hızlı bir biçimde belirlenebilmektedir. Böyle bir sistemde sonuca 10.000 iterasyon sayısı ile uzun iletim hattında %0,054 ve orta iletim hattında ise %0,074'lük bir hata oranı ile ulaşılabilmektedir (Ata ve diğ., 1996).

#### **4.5 Enerji Sistemlerindeki Deri Etkisinin Yapay Sinir Ağları ile Simüle Edilmesi**

Elektrik devrelerinde kullanılan her bir iletkenin bir direnci vardır. Bu direnç kendisini enerji sistemlerinde gerilim düşümü ve ısı kayıpları şeklinde göstermektedirler. Bir iletkenin alternatif akıma karşı gösterdiği direnç ile doğru akıma karşı gösterdiği direnç birbirinden farklıdır. İletkenin alternatif akıma karşı gösterdiği direnç doğru akıma karşı gösterdiği dirençten daha büyüktür. Bunun sebebi ise deri etkisi (skin – effect) ve yakınlık etkisidir (proximity – effect). Deri olayı akımın iletken kesiti üzerine muntazam bir şekilde dağılmamasından dolayı sistemin akıma karşı ek bir direnç göstermesi olayıdır. Deri etkisi iletkenin kesiti ve akan akımın frekansı ile doğru orantılı bir şekilde arttığı için iletkenden özellikle harmonikli akımın akması ve büyük kesitlerin sözkonusu olması durumlarında da etkisini daha da belirgin bir hale getirmesidir (Kocatepe ve diğ., 1996).

Sözü edilen deri olayının enerji sistemlerine olan teknik ve ekonomik etkilerinin dahil edilmesi için yapay sinir ağları ile simülasyonu gerçekleştirilmiştir (Kocatepe ve diğ., 1996). Bu simülasyonda dolu ve konsantrik iletken için yapay sinir ağının giriş ve çıkış bilgileri seçilmiştir.

Giriş bilgileri olarak frekans, iletken kesiti ve öziletkenlik seçilmiştir.

Çıkış bilgileri olarak iletkenin alternatif akıma karşı gösterdiği direnç değerinin İletkenin doğru akıma karşı gösterdiği direnç değerine oranı alınmıştır. Denemeler sonucunda yapay sinir ağının deri etkisini bulduğu gözlemlenmiştir.

## 4.6 Yapay Sinir Ağları ile Gerilim Kararlılığı Analizi

Yapay sinir ağlarının gerilim kararlılığı analizleri için çeşitli ve değişik varyasyonlarının uygulanması mümkündür. Fakat başlıca kullanımı geri yayımlı yapay sinir ağları ile gerçekleşir. Ancak bu ağ yapısının bazı kusur ve de eksiklikleri vardır. Bunlar;

- 1 - Sistemin öğrenilebilmesi için çok uzun zamana ihtiyaç vardır.
- 2 - Çok küçük bölgelere uygulanabilir.
- 3 - Öğrenim sürecinde eğitilmiş verilerin adetlerine yüksek oranda bağımlıdırlar.

Doğrudan gerilim kararlılığı analizi yapabilmek için yapay sinir ağlarından faydalanmak çok umut verici sonuçlar vermektedir (B. Jeyasurya, 1994). Güç sistemlerinin analizlerinde yapay sinir ağları ile analiz metodunu kullanmışlar ve bu metodun bilinen diğer klasik metotlara göre daha başarılı sonuçlar verdiğini görmüşlerdir. Gerilim kararsızlığının analiz edilmesi konularında çalışan diğer pek çok araştırmacı geriye yayılma konusu ile ilintili olarak geri beslemeli yapay sinir ağları ve ileri sürümlü yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. İleri beslemeli yapay sinir ağlarının kullanılması sistem giriş verileri ve gürültü bakımından bazı avantajlar sağlar. Sistemin konumu ve eksik veriler zaman içerisinde sistem performansı ve örneklerden tespit edilebilir. Bu özelliklerin yanı sıra harici bir sistem eşitliklerinin tanımlanması için ileri beslemeli yapay sinir ağlarının kullanılması iyi sonuçlar verecektir. Bununla birlikte oluşan genel kanı; Karmaşık yapılara sahip gerilim kararsızlığı olaylarında çok daha karmaşık yapılara sahip olan yapay sinir ağlarının kullanılması ile daha doğru ve daha verimli sonuçların elde edilmesi sağlamıştır.

### 4.6.1 Giriş verilerinin seçilmesi

Bu bölümde ilk olarak giriş verilerinin seçilmesi üzerinde bazı dikkat edilmesi gereken işlemlerden bahsedilecektir. Daha sonra farklı yapay sinir ağlarının kullanılması ile gerilim kararlılığının nasıl çözümlendiği incelenecektir.

Bir sistemin gerilim kararlılığı analizinde yapay sinir ağ yapılarının sağlıklı bir şekilde kullanılabilmesi için kullanılacak giriş verilerinin (eğitilmiş veriler) ve diğer parametrelerinin uygun seçilmesi sistemin işlerliği açısından çok önemlidir. Bu veriler bir

sistemin gerilim kararlılığı analizi için kullanılacak ise bu verilerin yerinde seçilmesi sistemin gerilim güvenilirliği açısından da çok önemlidir. Teorik ve pratik çalışmaların tamamında gerilim çökmesi olaylarının temelinde sistemin aşırı derecede yüklenmesi ve bazı kritik yapıya sahip olan sistemlerde de reaktif yüklerin sifıra yaklaşması veya tükenmesinin neden olduğu sonucuna varılmıştır. Bunlarla birlikte sistemin değişken çalışma şartları altında çalışması gerilim kararlılığı açısından önemlidir. Güç sisteminin değişken davranışlarının ayrıntılı olarak gerilim kararlılığı yönünden sağlıklı olarak analiz edilebilmesi için üç tipte değişken arasında sağlıklı bir ilişki kurularak yapay sinir ağı giriş bilgilerinin iyi seçilmesi gereklidir. Bu bilgiler şu şekilde seçilebilirler:

1- Gerilim Bilgileri: Bir güç sisteminde normal şartlar altında ve meydana gelmiş olan bir gerilim kararsızlığı olayının ardından güç sisteminde bulunan bütün baralarda gerilim yönünden sistem kararlılığının desteklenmesi bilgisi çok önemli bir bilgidir. Bu bilginin haricinde kontrolden çıkarak artan veya azalan gerilim bilgileri de yine çok önemli bilgilerdir.

2- Reaktif güç üretim ünitelerindeki reaktif güç miktarı: Gerilim kararsızlığı olaylarında gerilim büyüklüğünün önemi çok büyüktür. Sistemde meydana gelebilecek bir kararsızlık olayında sistemin bu kararsızlık olayına cevabı çok yavaş bir şekilde gerçekleşir. Bu nedenle sistemde bir analiz yapabilmek için ilave bilgilere ihtiyaç duyulur. Bu nedenle gerilim kararsızlığı olaylarının analizlerinde generatör baraları hakkında çok iyi bilgilere sahip olmamız gerekir. Ayrıca reaktif güç limitlerinin bilinmesi de gerilim çökmesi olaylarının analizlerinde çok önemlidir. Hangi generatör barasında ne kadar reaktif güç tüketildiğinin veya tüketileceğinin bilinmesi gerekir. Gerilim güvenliği için her bir generatör ünitesi yeterli seviyede reaktif güç rezervine sahip olmalıdır. Bu nedenle sistemin analizinde giriş bilgisi olarak bu bilgiye ihtiyaç vardır.

3- Sistemdeki toplam reaktif güç kaybı: Gerilim kararsızlığı analizlerinde sistemin toplam reaktif güç kayıplarının bilinmesi sistemin sağlıklı bir şekilde analizi için oldukça önemli bir veridir. Bu nedenle bazı güç sistemlerinde reaktif güç miktarını ölçen göstergeler kullanılır (Hong YY. ve diğ., 1994). Sistemde meydana gelmiş gerilim çökmesi olayı sona erdiğinde sistemde ki yüklerin reaktif güce olan talepleri artar. Bu reaktif güce olan talep artışı generatörlerin daha çok reaktif güç üretmelerine neden olur. Generatörler reaktif güce olan bu talebi belli bir noktadan sonra karşılayamaz hale gelirler. Bunun sonucunda da bir

gerilim kararsızlığı olayının yaşanılması kaçınılmaz bir hal alır. Diğer bir deyişle reaktif güç kaybı sistemin gerilim kararlılığının önemli bir göstergesidir. Bu nedenle yapay sinir ağları ile gerilim kararlılığı analizinde reaktif güç kayıpları bir giriş verisi olarak kullanılır.

#### **4.6.2 RBF yapay sinir ağları ile gerilim kararlılığı analizi**

RBF yapay sinir ağ yapısı ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizlerinde RBF yapay sinir ağ yapısı sistemdeki değişken yük miktarı ve bunlara en uygun seviyelerdeki gerilim değerleri arasındaki bağlantıyı kurarak lineer olmayan sonuçların minimum tek değerli (MSV) jakobiyen matrisleri vasıtasıyla elde edilmesini sağlar.

Bu metodun önerilmesinin amacı tek hatlı güç sistemlerinde aynı zamanda yapılan ön kararsızlık ve son kararsızlık analiz durumları için uygun sonuçlar verebilmesi nedeniyledir (H.B. Wan ve diğ., 1999).

Giriş vektörleri ön kararsızlık değişkenlerinden oluşur. Çıkış vektörleri ise hem ön kararsızlık hem de kararsızlık sonrası değişkenlerinden oluşmaktadır.

Çok geniş alanda ve çok geniş verilere sahip olan bir sistemde uygun ve çeşitli olasılıkların göz önünde bulundurulması gereklidir. Bu olasılıklar; generatörlerin programsız bir şekilde çalışmaları, yüklerin çeşitliliği ve yük örnekleri, yüklerde meydana gelebilecek maksimum değişimler vs. şeklinde sıralayabiliriz. Sistemde bulunan yüklerin %120'den çok artış göstermesi durumunda sistemde gerilim kararsızlığı olayı vuku bulacaktır. Her bir adımda, yük artışları yük baralarına ve generatör çıkışlarına gelişigüzel bir şekilde dağıtılmışlardır. Bu artış sistem genel olarak ele alındığında çıkışta görülür. Her bir yük seviyesi için ön kararsızlık ve çalışma sonrası kararsızlık durumları için MSV hesabı yapılmalıdır. Yük akışının bir noktada birleşmemesi durumunda MSV'nin sonucu sıfır çıkar. Gerilim kararsızlığı olayı meydana gelir.

Sistemin analizi için; Deney sonuçlarının çok iyi irdelenmesi ve RBF yapay sinir ağ yapısı için doğru parametrelerin seçilmesi sonucunda doğruluk derecesi yüksek çıkışlar alınabilir (H.B. Wan ve diğ., 1999). Bu parametrelerin sağlıklı bir şekilde tayin edilmesi işleminden sonra nöron kümelerinin sayısı belirlenir ve hafif bir çalışma koşulunda eğitilirler. Her bir giriş vektörü kendine özgü kümeler biçiminde gruplandırılırlar. Bu yönü ile RBF yapay

sinir ağı Kohonen yapay sinir ağı işlevine benzetilebilir. RBF yapay sinir ağı yapısının eğitilmesi birbirini takip eden iki işlev ile gerçekleştirilir (H.B. Wan ve diğ., 1999). Bunlar;

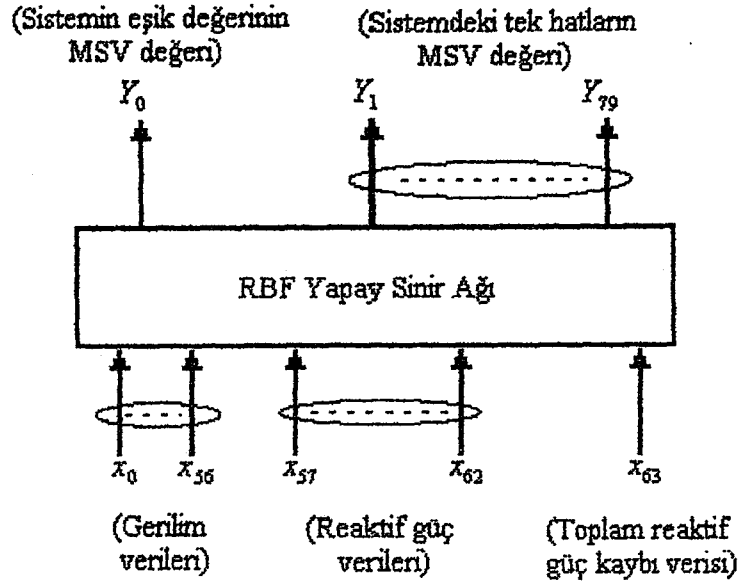
#### 1 - Gerilim kararlılığı değerlendirmesi:

MSV'nin ilk çıkış değerlerine göre; değişken çalışma durumlarında uygun gerilim kararlılık değerleri belirlenebilir. Benzer şekilde sistemi gerilim kararlılığı yönünden zayıflatan elemanlar belirlenebilir. Bazı en uç sınır durumlarda MSV'nin değeri sıfıra doğru yaklaşmalıdır. Belirli bir test durumu için RBF yapay sinir ağı yapısının fonksiyonları genelleştirilecek olursa; RBF yapay sinir ağı yapısında 34 adet test vektörünün seçilmesi sistemdeki gerilim kararlılığı veya kararsızlığı durumlarının analizi için uygundur. Ancak bunlar sistemdeki vektörlerin eğitimi sırasında kullanılmazlar

#### 2 - En doğru olasılık değerlendirmesi:

Gerilim kararlılığı analizinde en doğru olasılığın belirlenmesi böyle bir analiz için en zor durumdur. Normal bir durumda AC güç akışının geniş bir şekilde sayısal verileri istenir. Bu durumda bazı algoritmalar hızlı bir oluşum sürecine girer ve doğruluğundan da emin olunamaz. Böyle bir alanda algoritmik metot ortaya pek çok problem çıkarır . Sadece temel durum bilgilerine güvenilebilir. RBF yapay sinir ağı yapısı gerilim kararlılığı analizi için her bir olasılığı ayrı ayrı gösterebilir ve MSV aracılığıyla hesaplanabilir. Bu temel gerilim kararlılığı analizlerinde doğru olasılıkların belirlenmesinde yardımcı olur.

Irissarri ve Sasson RBF ile gerilim kararlılığı analizi yapmışlardır. IEEE (Amerikan Elektrik Mühendisleri Odası) 57 baralı bir güç sistemi için yapay sinir ağları ile gerçekleştirdiği gerilim kararsızlık analizi için 63 adet değişken vardır. Şekil 4.2'de bu verilerin RBF tipindeki bir yapay sinir ağına uygulanışı gösterilmektedir.



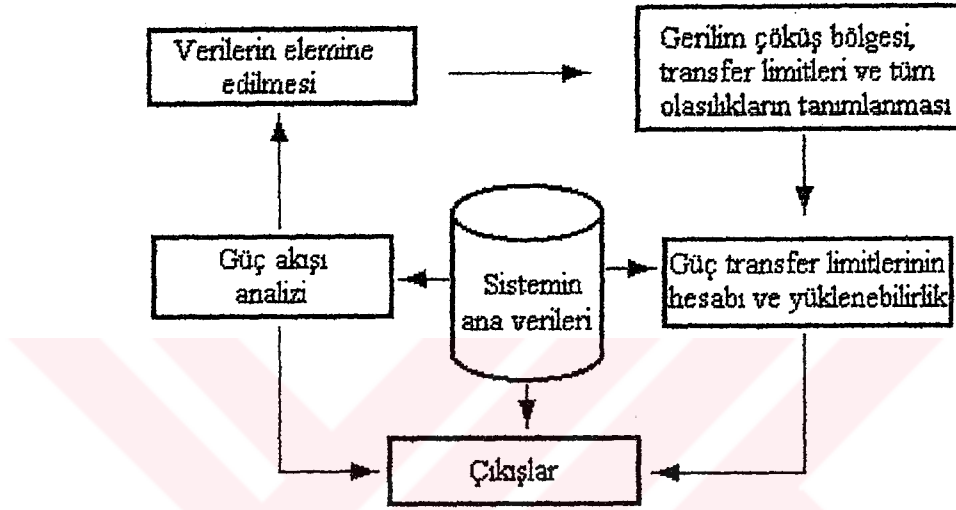
**Şekil 4.2** 57 baralılık bir sistem için RBF yapay sinir ağ yapında giriş-çıkış bilgileri

Özellikle değişken çalışma durumları için RBF yapay sinir ağının kullanılmasının getirdiği bazı avantajlar vardır. Bu metodun dikkate değer belirleyici özelliği, gerilim kararlılığı analizinde ön kararsızlık ve çalışmadan sonraki kararsızlık durumları için değerlendirmeler yapabilmesi ve sonuç verebilmesidir. Bunun yanı sıra temel gerilim olasılıklarının en yüksek seviyelerde belirlenebilmesidir. Bu metodun başarısı IEEE'nin 57 baralılık sisteminden alınan sonuçlarla kanıtlanmıştır. Bu sonuçlarda bu sistemin güç sistemlerinin sürekli kontrollerinde başarılı olunabileceğini göstermektedir.

#### 4.6.3 Hibrit yapay sinir ağları ile gerilim kararlılığı analizi

Hibrit tipindeki bir yapay sinir ağı yapısı ile İleri beslemeli yapay sinir ağı ile yapılmış olan bir gerilim kararsızlığı analizi denetlenerek gerçek sonuca ulaşılabilir (H.B. Wan ve diğ., 1998). İleri beslemeli bir yapay sinir ağı yapısının giriş bilgileri Kohonen yapay sinir ağı ile elde edilir. Kohonen yapay sinir ağı yapısı kesin bir sonuç veremez. Kohonen yapay sinir ağı yapısı kararlılık analizinde çekicilik bölgesinin belirlenmesi ve gerilim kararlılığı şartlarının belirlenmesinde daha çok kullanılır. Hibrit tipi yapay sinir ağları ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizlerinde gerilim kararlılığı zayıf noktalarının ve kararsızlık noktalarının belirlenmesi ve bunları bilgisayar ortamına kolayca aktarılabilmesi sağlanmış olur. Bu nedenle hibrit tipindeki bir yapay sinir ağı yapısı ile çok geniş güç sistemlerinde daha umut verici gerilim kararsızlığı analizleri yapılabilmekte ve daha doğru sonuçlar alınabilmektedir.

Hibrit yapay sinir ağı ile gerilim kararlılığı analizlerinde kullanılan gerilim çökmesi sınırı metodu kullanıcılara yük modelleri ve bağlanabilecek yük modeli olasılıkları hakkında bilgi verir. Bu metot ile yük akışı, bu akışın dallara ayrılması, yüklerin sürekli ve artan bir şekilde gerçekleşen güç talepleri bilgisayar ekranından takip edilebilir. Güç transferi tabloları gerilim çökmesi sınırı noktalarının ve zayıf baraların belirlenmesinde bizlere yardımcı olacaktır. Bu sistemin işleyişi şekil 4.3'te gösterildiği gibidir (H.B. Wan ve diğ., 1998).



**Şekil 4.3** Hibrit yapay sinir ağının gerilim kararlılığı analizindeki işleyişi

Çoğu güç sisteminde sistemin gerilim büyüklüğü o sistemin gerilim kararlılığı veya kararsızlığı konusunda önemli rol oynar. Aşağıda ifade edilen formülde giriş bilgileri olarak gerilimdeki değişim miktarı kullanılmıştır.

$$n_j = (V_r - V_j) / \sum_{i=1}^L (V_r - V_j) \quad (4.1)$$

Burada :

$L$  = Yük baralarının numaraları

$V_r$  = Referans geriliminin pu cinsinden değeri ( düşük gerilim sınırı )I

$V_j$  = J'inci yük barasının pu cinsinden gerilim değeridir.

$n_j$  = J'inci baradaki yetersiz reaktif güç ve gerilim düşüşü hakkında sonuca götürecektir.

Gerilimin büyüklüğünün değeri bu analiz için çok önemli bir bilgidir. Bununla birlikte sistemin kompanzasyon talebi ve güce olan talebi yavaş yavaş arttıkça sistemin gerilimindeki kararlılık da buna bağlı olarak kaybolmaya başlar. Öyle ki böyle bir durumda sistem kararlılığı hakkında daha çok bilgiye ihtiyaç duyulur. Bu şekilde gerçekleşen bir durum karşısında reaktif güç üretimi ve reaktif güce olan talebin belirlenmesi gerekir. Yani gerilim kararlılığının analizi için reaktif güç verisinin önemi burada karşımıza çıkar. Sistemde meydana gelebilecek bir gerilim çökmesi olayında sistemde bulunan yüklerde oluşacak olan reaktif güce olan küçük talepler ileride daha fazla bir şekilde artan reaktif güç talebini meydana getirecektir. Reaktif güce olan bu talep artışı da sonuçta bir gerilim kararsızlığı olayına neden olacaktır. Gerçek uygulamalarda gerilim kararlılığı göstergeleri reaktif güç üretimine ve reaktif güçlere karşı oldukça duyarlıdır (R. Navarro-Perez ve diğ., 1997) Sistemin girişinde reaktif güç üretimi ve reaktif güce olan talep görülebilir.

$$n_m = (Q_G - Q_{Gr}) / (Q_D - Q_{Dr}) \quad (4.2)$$

$Q_G$  ve  $Q_D$  : Reaktif güç üretimi ve reaktif güce olan talep.

$Q_{Gr}$  ve  $Q_{Dr}$  : Temel reaktif güç üretimi ve temel reaktif güç talebi

Hibrit tipi sinir ağı yapısının parametreleri; gerek kohonen tipi yapay sinir ağı olsun gerekse çok katlı yapay sinir ağı yapısı olsun ikisinin de parametrelerini içine alır. Bu tipteki yapay sinir ağı modelleri kompleks yapıları gerilim kararlılığı problemlerinin analizlerine deneysel olarak yaklaşırlar ve karar verirler. Özellikle Kohonen yapay sinir ağı modelinde yeterli ve doğru sayıda nöron seçilmesi çıkışta doğruluk olasılığı çok yüksek olan çıkış vektörleri elde etmemize yardımcı olur. Gerilim kararlılığı analizi çalışmaları geniş çaplı ve çeşitli işleme durumlarını kapsamaktadır. Bu durumlar

- 1 – Farklı yük durumları
- 2 – Farklı üretim ve yük çeşitliliği
- 3 – Farklı olasılıklardır.

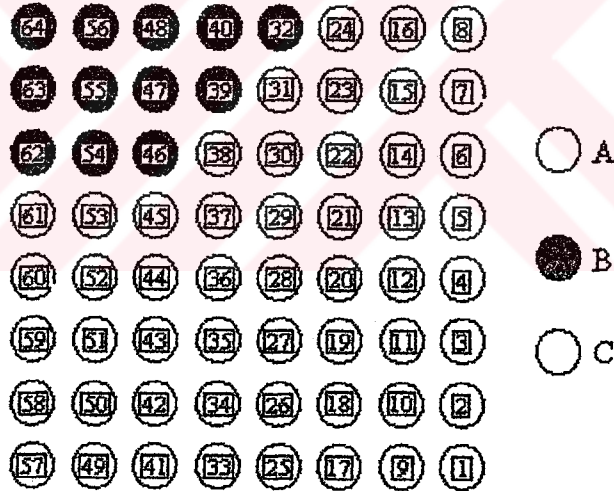
Tablo 4.1’de Hibrit tipi yapay sinir ağı yapısı ile gerilim kararlılığı analizinde kullanılması gereken ağ parametreleri özetlenmiştir.



Giriş nöron sayısı	2
Çıkış nöron sayısı	1
Kohonen ağındaki nöron sayısı	64
Ara katman sayısı	1
Ara katmandaki nöron sayısı	10
Eğitilme oranı	0,95
Momentum	0,15
Başlangıç eşik değeri	0,01

**Tablo 4.1** Hibrit tipi yapay sinir ağı için seçilmiş ağ parametreleri

Burada kohonen tipi bir yapay sinir ağı modelinin çalışma durumlarını, kapsamalarını gösteren bir tablo hazırlanabilir. Tablo 4.2’de bu sınıflandırma durumlarının sonuçları gösterilmiştir. Bunlarla birlikte gerilim kararlılığı analizlerinde nöron demetlerinin sahip olduğu birtakım belirleyici özellikler karşılaştırma metodu ile belirlenerek, sonuçlar; nöronlardan meydana gelmiş olan ağırlıklı vektör kümelerinden birleşik metot sayesinde elde edilirler (H.B. Wan ve diğ., 1998).



**Şekil 4.4** Kohonen yapay sinir ağı çalıştırma durumları

Kohonen yapay sinir ağı yapısının nöron sonuçları Şekil 4.4’de gösterilmiştir. Nöronlar aynı küme içerisinde ve aynı özellikte olmalıdırlar. Üç adet nöron kümesinden alınan çıkış, gerilim kararlılığı için üç tipte çalışma noktasına tekabül eder. A grubundaki güvenli çalışma durumunda yüklerdeki değişim miktarı %0-17,5 arasındadır. Bu durum gerilim kararlılığı yönünden hiçbir problemin olmadığı anlamındadır. B grubu çalışma şartlarında yüklerde meydana gelebilecek artışlar sistemde büyük gerilim kararsızlığı problemlerinin

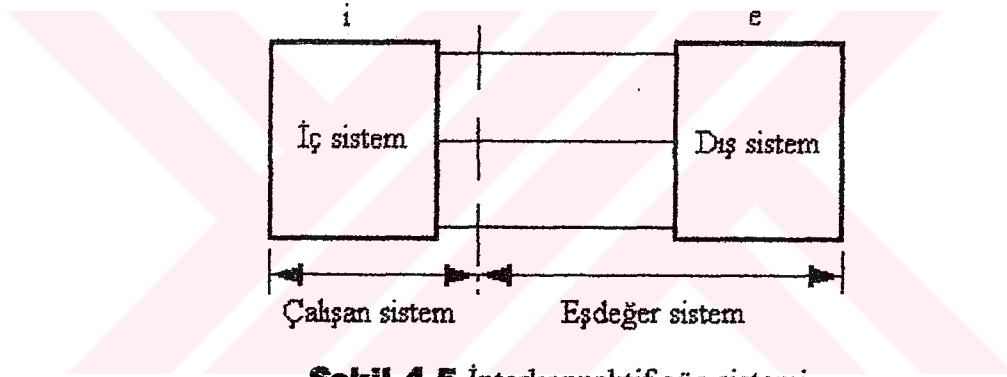
olmasına neden olacaktır. Bu durumda kontrol mekanizmalarının çok iyi çalışır durumda ve gelişmiş olması gerekmektedir. Buna örnek olarak yük artış miktarının %30'lara kadar ulaşması durumu gösterilebilir. C grubu çalışma şartları A ve B grubu çalışma şartlarının tam ortasında seçilmiş olsun. Öyle ki istemde bulunan bazı yardımcı mekanizmalar çalışma limitlerine kadar uzanırlar. Başka bir görüş açısı da gerilim kararlılığı çıkış haritası üzerindeki sol en uç noktasına yakın olan nöronlar en zayıf gerilim noktasına işaret eden nöron grubudurlar.

Gerilim kararlılığı ve sistemin çalışma koşulları Kohonen yapay sinir ağ yapısı ile ele alınacak olursa; Çok katlı yapay sinir ağı için giriş bilgisi olarak nöron kümeleri hakkındaki veriler kullanılır. Yani Kohonen yapay sinir ağ yapısında giriş verileri bir ön süreç içerisinde çok katlı yapay sinir ağı için kullanılır. Böylece yapay sinir ağı sistemi çok basit bir şekilde organize olur ve çıkışından daha kaliteli veriler elde edilebilir.

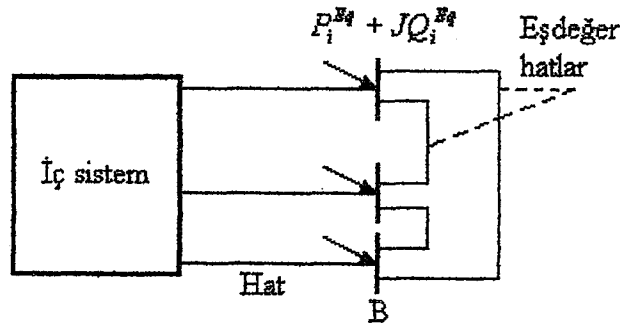
Kohonen yapay sinir ağ yapısında bir analiz yaparken sistem topolojisine, sistemin kritik çalışma durumlarına ve olasılıklarına gerek duyulmamıştır. Çünkü Kohonen yapay sinir ağı yapısında gerilim kararlılığı ile ilgili veriler bir ön eğitim sürecinden geçirilmişlerdir. Bunun anlamı sistemin gerilim kararlılığı verileri girişe küçük numaralar verilerek uygulanmışlardır. Bu nedenle Hibrit yapay sinir ağı yapısında önemli gelişmeler sağlanmış ve sistemin gerilim kararlılığı yönünden analizini basitleştirmiştir. Sözü edilen test durumlarında yapay sinir ağ yapılarının çeşitli değişken olasılıklar ve karmaşık durumlar karşısında genelleştirme kabiliyetleri ortaya koyulmuştur. Benzer şekilde her bir test vektörünün özel yük seviyesi belirlenerek sistemin uygunluğu sağlanmıştır. Aynı düzen içerisinde Hibrit tipi yapay sinir ağ yapısı ile ileri beslemeli yapay sinir ağ yapısı karşılaştırılmıştır. Aynı şekilde ileri beslemeli yapay sinir ağı ile eğitilmiş olan verilerin her biri Hibrit tipi yapay sinir ağ yapısı için giriş verisi olarak kullanılmıştır.

## 4.7 Ward Eşitliklerini Kullanarak Hibrit Yapay Sınır Ağları ile Gerilim Kararlılığı Analizi

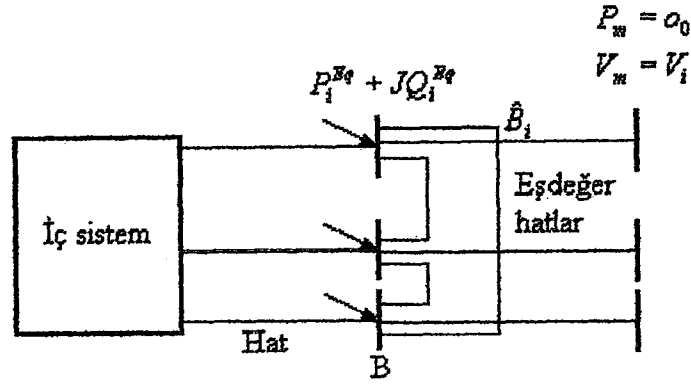
Burada güç sistemleri gerilim kararsızlığı yönünden harici tip eşitliklerden faydalanarak analiz edilmeye çalışılacaktır. Sistemin sınır koşulları denklemlerinin oluşturulmasında Ward eşitlikleri kullanılacaktır. Hat modeli oluşturulması ve yapay sınır ağları ile de sistemden çekilen güce göre sınır koşulları oluşturulacaktır. Güç sistemlerinin analiz edilmesi için yeni geliştirilen bu yaklaşımlar sistemin daha basit ve daha hızlı bir şekilde analiz edilmesini sağlayabilmekte ve sistemin gerçek çalışma zamanlarında dış sistem yaklaşım modeli ile olasılık analizleri üzerinde çok gerçekçi sonuçlar verebilmektedir (Ying Fu ve diğ., 1999).



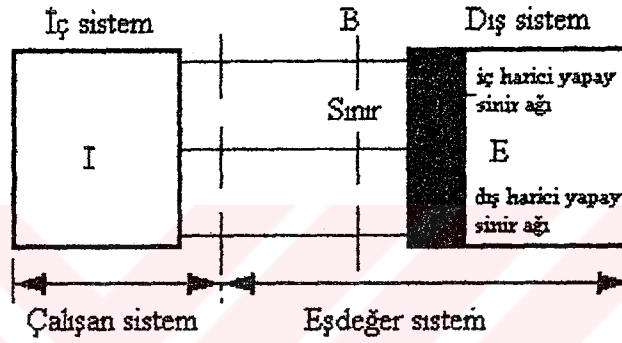
Şekil 4.5 İnterkonnektif güç sistemi



Şekil 4.6 Güç sisteminin Ward eşitliği



**Şekil 4.7** Sistemin Ward eşdeğeri



**Şekil 4.8** 4 adet alt sisteme sahip bir güç sistemi

Ward eşitlikleri bir güç sisteminde bir noktadan çekilen akım ile gerilim arasındaki ilişkiyi kurmak için kullanılmaktadır (Dobson, 1994). Bir interkonnekte güç sistemi kendi arasında üç kısma ayrılmıştır. Bunlar iç sistemler, sınır koşulları ve dış sistemlerdir. Şekil 4.5’de Ward eşitliklerinin tek parça halinde alınmış basit bir versiyonu gösterilmektedir. Burada görüldüğü üzere dış sistem baraları kendi içerisinde 3 kısma ayrılmışlardır. Bunlardan kısım e’de dış sistemin kendisi görülmektedir. Kısım b’de sınır baraları gösterilmektedir ve kısım i’de de iç sistem baraları gösterilmektedir. Bu verilere göre aşağıdaki gibi bir eşitlik yazılabilir.

$$\begin{bmatrix} Y_{ee} & Y_{eb} & 0 \\ Y_{be} & Y_{bb}^c + Y_{bb}^i & Y_{bi} \\ 0 & Y_{ib} & Y_{ii} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_e \\ E_b \\ E_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_e \\ I_b \\ I_i \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

Burada  $Y$  bara admitans matrisidir. Sırasıyla  $I$  ve  $E$  ‘de akım ve gerilim matrisleridir. Bu eşitlikten Gauss eliminasyon yöntemi ile  $E$  elde edilir.

$$\begin{bmatrix} 0 & \Lambda & \Lambda \\ 0 & Y_{eq} + Y_{bb}^i & Y_{bi} \\ 0 & Y_{ib} & Y_{ii} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_e \\ E_b \\ E_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Lambda \\ I_b + I_{eq} \\ I_i \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$Y_{bb}^i$ 'nin diagonal elemanları sınır admitanslarının negatif kısmındadırlar.  $Y_{bb}^e$ 'nin diagonal elemanları sınır-sınır baralarını ve sınır-iç sistem baralarını kapsarlar.  $Y_{bb}^e$  dış sistem baralarının sınır baraları ile bağlantı noktalarının admitanslarının diagonal matrisidir.

$$Y_{eq} = Y_{bb}^e - Y_{be} Y_{ee}^{-1} Y_{eb} \quad (4.5)$$

$$I_{eq} = Y_{be} Y_{ee}^{-1} I_e \quad (4.6)$$

Yukarıdaki denklemlere göre dış sistem ile sınır arası baralardan çekilen gücün değeri

$$S_e = [E_e] I_e^* \text{ olur.} \quad (4.7)$$

$$S_e = [E_b] Y_{be}^* (Y_{bb}^*)^{-1} [E_e^*]^{-1} S_e^* \quad (4.8)$$

Ward denklem sistemleri ile dikkatli bir şekilde seçilen olasılıklar üzerinde sistem analizi yapıldığında sistemdeki aktif güç akışı üzerinde oldukça başarılı sonuçlar elde edilebilmektedir. Dış sistem PV baralarındaki reaktif güç akışı için ise çok iyi derecede sonuçlar elde edilememektedir. Buradaki problem Ward eşitliklerinin PV baralarına uygulanamamasındandır.

Sistemde bulunan tüm dış sistem PQ baraları elemine edilip, kalan PV baraları ile Ward – PV eşitlikleri üzerine bir yapay sınır ağı oluşturulur. Ward – PV eşitlikleri ile hem aktif hem de reaktif güç akış simülasyonlarından kesin sonuçlar elde edebiliriz. Bununla birlikte değeri çok yüksek olan bir dış sistem barasının sistemde tutulması bir zorunluluk ise bu durumda bazı alternatif metotların kullanılması gerekli olabilir.

Ward eşitliklerinin gelişmesi bu denklem sistemlerinin kolay elde edilişi birleşik sistemlere tatbikinin çok kolay olmasındandır (S. Deckman ve diğ., 1980), (D. Monticelli ve diğ.,1979) Şekil.4.8. Diğer bir görüşte bu denklem sistemi ile reaktif güç hakkında

belirleyici ve doğru veriler üretmesidir. Bir güç sisteminin analizine Ward eşitlikleri ile bir yaklaşımda bulunulduğunda sistemden fazladan çekilen  $\Delta Q_i$  reaktif gücü eliminasyona uğramamış olan baralara yük olarak ilave edilebilir ve böylece sistemden çekilen reaktif güç miktarı doğru olarak belirlenmiş olur.

$$\Delta Q_i = V_i \bar{B}_i (V_i - V_i^0) \quad (4.9)$$

Bu denklemde  $V_i$  ve  $V_i^0$  değerleri  $i$ 'inci sınır barasının gerilim değeri olarak sırasıyla ilk ve son olasılık çalışma verimi değerlerini ifade etmektedirler.  $\bar{B}_i$  eşitliğin süseptansını ifade etmektedir.

Kapalı devre teorisine göre bir dış sistemden çekilen reaktif gücün analizi için oluşturulacak denklemler: zahiri kollar ve her sınır için oluşturulacak zahiri PV baraları yardımı ile analiz edilir. Bu durum Şekil.4.8'de gösterilmiştir. Bu zahiri PV baralarından çekilen aktif gücün değeri ise sıfırdır. Olasılık analizinden önce sınır ile dış sistem baraları arasındaki zahiri PV baralarındaki gerilimin değeri belirlenir bu değer  $V_i^0$  ile gösterilmektedir. Olasılık analizi içerisinde sınır baralarının gerilim değerlerinin ön olasılık çalışma şartlarında düşük veya yüksek olması durumlarında çekilen reaktif gücün karşılanması gereklidir. Zahiri PV baralarının gerilim büyüklükleri iç sistemin şartlarına göre belirlenmelidir. Dış sistemden gelen reaktif güç zahiri kollardaki  $\bar{B}_i$  değerinin kararlı olduğu durumlarda simülasyon yolu ile belirlenebilir.

Ward eşitlikleri ile sadece dış sistem verileri ve çalışma noktaları belirlenip bundan sadece sınırdan çekilen güç miktarı etkilenmelidir. Sistemin çalışma noktasındaki değişimler dakikalar seviyesinde iken yapay sinir ağı verileri bu sıklıkta değiştirilmemelidir. Bu şekilde Ward eşitliklerinin çalışma noktası niteliklerine göre ayrılması durumunda ağ yapısına ve çalışma noktasına uygun belirlemeler yapılmalıdır. Sistemin çalışma noktasının değişmesi kısa zaman aralıkları içerisinde mümkün olmaktadır. Gerçeğe yakın olarak alınan dış sistem ve iç sistem verileri, bizlerin bilgisayar ortamında sonuca götürebilecek simülasyonlar yapmamızı sağlayacaktır.  $\bar{B}$  değeri dış sistemde meydana gelebilecek değişimlere göre güncelleştirilmelidir. Aynı şekilde  $\bar{B}$  değeri dış sistem yapısı ve parametrelerine bağlı olarak belirlenmelidir.

Gerçekte bir dış sistem çok geniş bir alanı kapsayan bir sistemdir. Bu nedenle de sistemin tam olarak tanımlanabilmesi ve bir dış sistem modelinin tam olarak belirlenebilmesi imkan harici bir durumdur (Ken Kato ve diğ., 1992). Bu nedenle bir dış sistem birçok iç sistem olarak bölümlendirilerek modellenebilir ve böylece hem ayrıntıların gözlemlenebilmesi hem de sistem güvenliği açısından daha kullanışlı hale getirilebilir. Sistem modellenirken de denklemlerin kurulması daha kolay bir hal alır. Bu bağlamda bir dış sistem iki kısma ayrılmıştır. Bunlar Harici tip dış sistemler ve dahili tip dış sistemlerdir. Dahili tip dış sistemler tampon bölge olarak, harici tip dış sistemler ise uzak bölge olarak adlandırılabilirler.

Sınır baralarındaki güç akışı miktarı ile bağlantı hatlarındaki güç akışı miktarı aynı olmalıdır. Sistemde bulunan yük miktarlarında zaman içerisinde değişimler meydana geldiğinde gerçek zaman olarak kullanılan veriler güncelleştirilerek çekilen güç miktarına göre yeniden ayarlanmalıdır.

Yapay sinir ağlarında kullanılacak giriş çıkış örnekleri sistemin tanıyabileceği nitelikte ve iyi sonuç alabilmek için gerekli parametrelerin doğru seçilmiş olması gereklidir. Sistemden hızlı ve doğru bir şekilde cevap alınabilmesi için sistem verilerinin gereği gibi eğitimden geçirilmiş olmaları gerekmektedir.

Ward eşitlikleri ile sınır baralarından çekilen gücün miktarı hesaplanabilir. Güç sisteminin çeşitli çalışma şartları altında ve çekilen güç miktarına göre eğitilen veri ve numuneler yapay sinir ağlarına uygulanabilir.

Yapay sinir ağının giriş, ara ve çıkış katmanlarından yani 3 katmandan oluşturulması bu metot ile gerilim kararlılığı analizi için uygundur (Ying Fu ve diğ., 1999). Kabul edilebilecek 3 adet sınır barası için çıkışta 6 adet nöron bulunmalıdır ve bize uygun sınır güçleri hakkında toplam 3 adet grupta 6 adet bilgi ( $P$  ve  $Q$ ) verebilir. Giriş katmanında bulunan toplam 6 adet nöron sınır baralarının gerilim değerlerini ve bunların faz açılarını gösterirler. Ara katmanda bulunan farklı büyüklükler en iyi derecede performans gösterecek şekilde denenmiş büyüklüklerdir. Sonuç olarak böyle bir gerilim kararlılığı analizi için ara tabakada 15 adet nöronun bulunması yeterlidir.

Sistemden iyi bir performans alabilmek için yapay sinir ağı sistemin tüm çalışma durumları için eğitilmiş olmalıdır. Temel test sisteminde yük seviyelerinin tam yükte çalışma durumuna göre değişimleri düzenli olarak  $\mu\%0,5$ ,  $\mu\%1$ ,  $\mu\%1,5$ .....ve  $\mu\%10$  olmalıdır.

#### **4.8 Yakınlık Etkisi ile Çalışan Göstergeler ve Yapay Sinir Ağları ile Gerilim Kararlılığı analizi**

Gerilim çökmesi olaylarında yakınlık etkisi ile çalışan göstergeler; güç sisteminin çökme noktasının belirlenmesinde genelde çok faydalı olurlar (M.M. Salama ve diğ., 2000). Özel çalışma noktalarının belirlenmesinde her bir bara gerilimi hakkında ve sistemdeki gerilim çökmesi noktası limitlerinin belirlenmesinde faydalı olurlar. Aynı çalışma noktaları sürekli olarak değişiklik gösteren güç sistemleri için de faydalı olur. Bu metotların kullanılması zaman hakkındaki gerçek verilere ulaşamadığı ve hesaplama denklemlerinin de zaman üzerine kurulmuş olması nedeniyle zordur. Bu yaklaşım yük sınırlarının belirlenmesinde başarılıdır (B. Jeyasurya, 1994). Yapay sinir ağları ile lineer olmayan giriş ve çıkış verileri alınır. Güç sistemine ait oluşturulmuş denklemleri çözmeden güç sistemindeki yakınlık etkisini ölçen göstergeleri takip ederek bir sonuca ulaşılabilir. Yakınlık etkili çalışan göstergeler ile gerilim kararlılığı analizlerinde ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli ile birlikte geri yayılma yöntemleri birlikte kullanılırlar.

Bir sistemde meydana gelen bir gerilim çökmesi olayını farklı göstergeler ile farklı şekillerde denetleyebiliriz.

Sistemdeki güç akışı jakobian matrisleri ile ifade edilebilir. Bu yapılırken de genelde Newton–Raphson’un kutupsal formdaki metodu kullanılır. (P ve V değerleri her bir generatör bara değerleri olarak ayrı ayrı seçilir) Sistemin güç determinantı ile Jakobian matrisi sonuçları birbirine eşit çıkar. Bunun anlamı determinantta en az bir değer işaret değiştirdiğinde değerler imajiner eksene geçer ve sistemde buna bağlı olarak kararlı halden kararsız hale geçmiş demektir.

Güç akış denklemleri tipik olarak farklı şekillerde çözüm yolları verir. Bunların en uygun olanı güç sisteminin tam kapasite ile çalıştırıldığı çalışma noktasında yapılacak olan



analizdir (Tamura K ve diğ., 1988). Var olan çözüm metotları içerisinde azalmaya başlayan çalışma noktasının değerini bilmek veya buna çok yakın değeri belirleyerek bunların birleştirilmesi ile bir çift denklem takımı elde edilebilir. Gerilim çökmesi yakınlık indeksi (VIPI) burada kullanılıp bir denklem çifti elde edilerek analiz yoluna gidilebilir.

Bir güç sisteminin yakınlık etkisi ile analiz edilmesi metodu Kessel ve Glavitch tarafından iki baralı bir sisteme uygulanmış ve bu daha sonra geliştirilerek çok düğümlü sistemlerde kullanılarak geniş bir güç sisteminin analizi için buradan hibrit model ortaya çıkartılmıştır. Burada kullanılan göstergeler normal yük akışı hakkında bilgi edinebilmemiz için kullanılırlar. Bu metot ayrıca her bir yük barası için bölgesel olarak uygun gösterge seçiminin yapılmasında da kullanılabilir. Gösterge değişkenleri ( $L$ ) 0 ile 1 arasında seçilirler. Bu değerler yüksüz sistemde 0 değerini, gerilim çökmesi yaşanmış sistemlerde ise 1 değerini alır. Bu kavram değişken modellerde yüklerdeki değişme miktarları, hatlardaki kayıpları, generatörlerdeki kayıpları, gerilim çökmesi ve gerilim çökme tehlikesi altındaki bölgelerin ve olasılıklarının belirlenebilmesi için önceden bilgi sahibi olmamızı sağlar. Bu metodun bir avantajı güvenilir ve uygulamasının kolay olmasıdır. Kullanılan göstergelerin iyi seçilmesi ile kritik güç noktaları belirlenebilir ve sistemde meydana gelebilecek bir gerilim çökmesi olayı önceden belirlenerek güç sistemi için gerekli tedbirler alınabilir. Bölgesel gösterge  $L_j$  ve buna bağlı olarak her bir düğüm noktası da  $J$  olmak üzere her bir  $L_j$  değeri:

$$L_j = \left| S_j^+ I (Y_{jj}^+ * V_j^2) \right| \quad (4.10)$$

formülasyonu ile hesaplanır.

$S_j^+$  = Dönüştürülmüş güç =  $S_j + S_j^{cor}$  olup, her bir  $S_j^{cor}$  değeri;

$$S_j^{cor} = \left[ \sum_{i \in \mathcal{L}} (Z_{ji}^* / Z_{jj}^*) \cdot (S_i / V_i) \right] V_j \quad (4.11)$$

eşitliği ile hesaplanır.

$\alpha_L$  değeri güç çekilen (tüketici) düğüm noktalarını ifade eder.

Bununla birlikte  $S_j$  ve  $S_j^{cor}$  'dan oluşan ve  $j$  düğümünden çekilen eşdeğer gücün gerilimi  $V_j$  ' dir. Bu sistemde bulunan tüm güç noktaları için hesaplanır.

$Y_{JJ}^*$  = Dönüşüm admitansı =  $(1/Z_{JJ})$  ve  $V_j$  tüketiciye ait düğüm gerilimidir. Sabit bir durum için  $L_j \leq 1$  olmalı ve bu durum düğüm noktalarının ( $j$ ) her biri için geçerli olmalıdır. Bu nedenle geniş çaplı bir gösterge ( $L$ ) ile tüm alt sistemler için kararlılık durumu izlenebilir. Eşitliği de aşağıdaki gibi kurulabilir.

$$L = \max_{j \in \alpha_L} (L_j) \quad (4.11)$$

$$L_j = |L_j| = \left| 1 - \frac{\sum_{i \in \alpha_G} C_{ji} V_i}{V_j} \right|, \quad j \in \alpha_L \quad (4.12)$$

$\alpha_L$  = Tüm yük baralarını temsil eder.

$\alpha_G$  = Tüm generatör baralarını temsil eder.

$V_j$  =  $j$ 'inci düğüm noktasının kompleks (imajiner) gerilim değeridir

$V_i$  =  $i$ 'inci generatör barasının kompleks (imajiner) gerilimidir.

$C_{ji}$  = C matrisinin bir elemanını ifade eder. C matrisinin determinant değeri;

$$[C] = -[Y_{LL}]^{-1}[Y_{LG}] \quad (4.13)$$

ile hesaplanabilir.

$[Y_{LL}]$  ve  $[Y_{LG}]$  matrisleri  $Y$  bara matrisinin alt matrisleridirler.

Buradaki önemli sonuç: gerilim kararlılığı için  $L < 1$  bağıntısının kesin bir netice vermesidir. Bu teori iki değişken durum için yukarıda da bahsedildiği üzere kesin sonuç verir. Bunlar:

1-Tüm generatörlerin gerilim değerleri sabit kalmalıdır, Yani fazların genlikler değişmemelidir

2-Toplam akım değeri düğüm akımları ( $I_j$ ) toplamı kadar olmalıdır veya orantılı olmalıdır. Ancak gerilim değeri ile doğrudan orantılı olmayabilir.

Bu metodun bir dezavantajı sistemdeki ekipmanların çalışma sınırlarını ve generatörlerin VAR limitlerini kısıtlamasıdır. Bu sistem için çok önemli bir durumdur. Çünkü: generatör VAR limitlerine ulaştığında gerilim seviyesi çok yüksek değerlere çıkıp kontrolden çıkabilir.

Gerilim çökmesi olaylarında yakınlık etkisi ile çalışan göstergelerden kesin sonuç elde edebilmek için değişken birkaç yük durumu için değerlendirme yapılmalıdır (B Jeyasurya, 1994), (Kessel ve diğ., 1986) Aktif ve reaktif güç üretimi ile sistemde bulunan yükleri değişmez sabit bir faktör olarak görmemiz gerekir. Veya artan yüklere bağlı olarak aktif ve reaktif güçleri, generatörler içinde sadece aktif gücü hesaba katmalıyız (B. Jeyasurya, 1994). Bir sistemde meydana gelebilecek tüm yük artışları ve diğer olasılıklar göz önüne alınmalıdır. Sadece yük baralarında bir güç artışı belirlendiğinde sistem diğer durumlardaki gibi kapanır. Gerilim kararlılığı yakınlık etkisi ile çalışan göstergeler en yüksek değerindedir. Bu seviyede bir doğruluk sergileyen strateji yapay sinir ağları ile izlenebilir. Yükler sabit yük faktörleri nedeni ile artışa geçer. (loading factor:LF) Sözü edilen durumlar için geçerli bağıntılar:

$$P_L = P_{L0} \cdot LF \quad (4.14)$$

$$Q_L = Q_{L0} \cdot LF \quad (4.15)$$

$\lambda$  değişkeni 0 ile 1 arasında bir değer alınmak üzere  $LF = 1 + \lambda$  'dır.  $P_L, P_{L0}, Q_L$  ve  $Q_{L0}$  yük baralarının gerçek aktif ve reaktif güç değerleridir.

Yapay sinir ağlarının önerilmesinin amacı yapay sinir ağı çıkış bilgilerine göre güç sisteminin çalışma şartlarının belirlenebilmesi ve gerilim çökmesi durumlarında yakınlık etkisi ile çalışan göstergelerden sağlıklı bir şekilde veriler elde edilebilmesidir. Yapay sinir ağı giriş katmanı, ara katman ve çıkış katmanından meydana gelir. Giriş katında güç sisteminin parametreleri belirlenir. Girişte generatör gerilim çıkış bilgileri ile generatör ve yüklere ait olan aktif ve reaktif güç miktarları hakkındaki bilgiler verilir. Çıkış katından

yük baralarının tamamının gösterge bilgileri ve gerilim değerleri alınır. Burada güç sistemindeki olabilecek bir gerilim çökmesi olayını çeşitli göstergeler vasıtası ile önceden belirleyebilme olanağı bulunmaktadır. Kullanılan birçok simülasyon yöntemlerinde yük akışı için gelişmiş bilgisayar yazılımları ile yapay sinir ağları için gerekli olan ön eğitimden geçirilmiş veriler hazırlanabilir. Genelde başlangıç değeri olarak generatör için aktif ve reaktif güç değerlerinin maksimum değerlerinden başlanır. Sistemdeki yükler sabit ve kararlı yükler olarak modellenerek aynı güç faktörünün temel durumunda olduğu gibi yüklerdeki artışında kararlı bir şekilde gerçekleştiği varsayılarak gerilim kararlılığı analizi gerçekleştirilebilir. Bu durumda önerilen bu metot generatörler, konverterler (dönüştürücüler), ayarlı transformatörler, faz kaydırıcılar v.b. için uygun olan geliştirilebilir bir metottur. Yukarıda bahsedildiği üzere bunların limit durumları kullanılabilir ve eğitilmiş datalar oluşturulabilir. Benzer şekilde yük gerilimleri göstergeleri yerine sadece maksimum gerilim çökmesi göstergeleri kullanılabilir.

## BÖLÜM 5

### YAPAY SİNİR AĞLARI İLE GERİLİM KARARLILIĞI ANALİZ SONUÇLARI

Bu bölümde güç sistemlerinde gerilim kararlılığının ve gerilim çökmesinin yakınlık etkisi ile yapay sinir ağı kullanılarak çözümü incelenmiş ve 5 baralı bir örnek sistem üzerinde inceleme yapılmıştır. Yapay sinir ağı yardımı ile sistemde meydana gelebilecek bir gerilim çökmesi olayı önlenir. Bu çalışmada Matlab ortamında yazılmış olan güç akışı programı yardımı ile değişik yüklerde bara gerilimleri ve gerilim çöküş indeksleri hesaplanmış ve yapay sinir ağının eğitiminde bu değerler kullanılmıştır. Gerilim çöküş indeksi, bu çalışmada, minimum tek değer metodu (MSV) ile hesaplanmıştır. Yük akışı Newton – Raphson metodu ile çözülmüştür.

#### 5.1 Yapay Sinir Ağlarının 5 Baralı Bir Sisteme Uygulanması

Yapay sinir ağı ve yakınlık etkisi ile çalışan göstergeler ile gerilim kararlılığı analizi metodu Şekil 5.1'de gösterilen 5 baralı model bir sisteme uygulanmıştır. Bu çalışmada gerilim çöküş indeksi olarak M.M. Salama tarafından önerilen indeksler kullanılmıştır. Bu indeksler aşağıdaki gibi verilebilir. Bölgesel gösterge  $L_J$  ve buna bağlı olarak her bir düğüm noktası da  $J$  olmak üzere her bir  $L_J$  değeri:

$$L_J = |S_J^+ I(Y_{JJ}^+ * V_J^2)| \quad (5.1)$$

formülasyonu ile hesaplanır.

$S_J^+$  = Dönüştürülmüş güç =  $S_J + S_J^{cor}$  olup, her bir  $S_J^{cor}$  değeri;

$$S_J^{cor} = \left[ \sum_{feed} (Z_{Jl}^* / Z_{JJ}^*) \cdot (S_l / V_l) \right] V_J \quad (5.2)$$

eşitliği ile hesaplanır.

$\alpha_L$  değeri güç çekilen (tüketici) düğüm noktalarını ifade eder.

Bununla birlikte  $S_j$  ve  $S_j^{cor}$  'dan oluşan ve  $j$  düğümünden çekilen eşdeğer gücün gerilimi  $V_j$  ' dir. Bu sistemde bulunan tüm güç noktaları için hesaplanır.

$Y_{jj}^+$  = Dönüşüm admitansı =  $(1/Z_{jj})$  ve  $V_j$  tüketiciye ait düğüm gerilimidir. Sabit bir durum için  $L_j \leq 1$  olmalı ve bu durum düğüm noktalarının ( $j$ ) her biri için geçerli olmalıdır. Bu nedenle geniş çaplı bir gösterge ( $L$ ) ile tüm alt sistemler için kararlılık durumu izlenebilir. Eşitliği de aşağıdaki gibi kurulabilir.

$$L = \max_{j \in \alpha_L} (L_j) \quad (5.3)$$

$$L_j = |L_j| = \left| 1 - \frac{\sum_{i \in \alpha_G} C_{ji} V_i}{V_j} \right|, \quad j \in \alpha_L \quad (5.4)$$

$\alpha_L$  = Tüm yük baralarını temsil eder.

$\alpha_G$  = Tüm generatör baralarını temsil eder.

$V_j$  =  $j$ 'inci düğüm noktasının kompleks (imajiner) gerilim değeridir

$V_i$  =  $i$ 'inci generatör barasının kompleks (imajiner) gerilimidir.

$C_{ji}$  = C matrisinin bir elemanını ifade eder. C matrisinin determinant değeri;

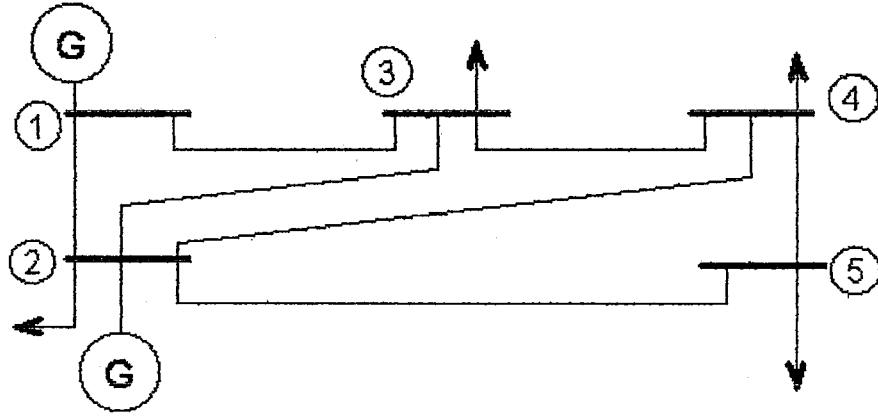
$$[C] = -[Y_{LL}]^{-1} [Y_{LG}] \text{ ile hesaplanabilir.} \quad (5.5)$$

$[Y_{LL}]$  ve  $[Y_{LG}]$  matrisleri  $Y$  bara matrisinin alt matrisleridirler.

Buradaki önemli sonuç: gerilim kararlılığı için  $L < 1$  bağıntısının kesin bir netice vermesidir. Bu teori iki değişken durum için yukarıda da bahsedildiği üzere kesin sonuç verir. Bunlar:

1-Tüm generatörlerin gerilim değerleri sabit kalmalıdır, Yani fazların genlikleri değişmemelidir

2-Toplam akım değeri düğüm akımları ( $I_j$ ) toplamı kadar olmalıdır veya orantılı olmalıdır. Ancak gerilim değeri ile doğrudan orantılı olmayabilir.



**Şekil 5.1** 5 baralı model güç sistemi

Sistemde 1 ve 2 no'lu baralara bağlı olmak üzere 2 adet generatör mevcuttur. 2, 3, 4, ve 5 no'lu baralar yük baralarıdır. Her biri birbirinden farklı çalışma durumları için yine birbirinden farklı giriş parametreleri kullanılmalı ve bu birbirinden farklı olan her bir giriş parametresi içinde yine birçok eğitilmiş datanın kullanılması gereklidir. Yük baralarının gerilimleri bu yüklerin gerilim göstergelerine göre belirlenmelidir. Oluşturulmuş bulunan bu 5 baralı özel sistemde generatörlerin ürettiği aktif ve reaktif güç için yapay sinir ağı giriş bilgileri, yükler ve generatör çıkış gerilimleri sabit olarak alınmıştır. Sistem:

1 – 3, 4 ve 5 no'lu test baralarında bir yük artışı mevcuttur. Ele alınan 5 baralı sistemde 5 no'lu yük barası üzerinde bir gerilim çökmesi olayının gerçekleşebileceği yük barasıdır. Bu noktada yapay sinir ağı bir'den fazla yük barasında gerilim çökmesi olayının gerçekleşebileceği göz önüne alınarak oluşturulmalıdır. Bu nedenle 3, 4 ve 5 no'lu baralara ait aktif ve reaktif yükler yani:  $P_3, Q_3, P_4, Q_4, ve P_5, Q_5$  bilgileri yapay sinir ağı için giriş bilgileri olarak alınmışlardır.

2 – Yapay sinir ağının diğer giriş parametreleri yük artışlarına karşılık gelen gerilim verilerinden oluşturulmuşlardır.  $V_1$  salınım barasının gerilimidir.  $V_2$  ve  $P_2$  generatör PV barasının gerilimi ve gücünü ifade etmektedir. Bu aşamada yük baralarının reaktif güce karşı kompanzasyonları hesaplamalara dahil edilmemişlerdir.

3 – Sistemin ilk çalışma durumunda 3, 4 ve 5 no'lu baralardaki yükler sistematik bir şekilde arttırılarak gerilim kararlılığı analizine başlanır.  $P_2$ 'nin bir kademe arttırılması ile sistemin yükü de buna bağlı olarak artar. Her bir sistem yapısı için yük akışı metodu kullanılarak analiz gerçekleştirilir. Yük akışı analizi sonucunda oluşturulan jakobien matrisinden minimum tek değer metodu (MSV) vasıtası ile gerilim çöküş indeksi oluşturulmuştur.

Tablo 5.1'de yapay sinir ağı için eğitilmiş ve kullanılmış veriler ayrıntılı bir şekilde gösterilmişlerdir. Tablo toplam 47 adet numuneden oluşmaktadır. Tablo 5.2'de de çıkış verileri sözü edilen yöntemler ile alınarak verilmişlerdir.

3, 4 ve 5 no'lu baralardaki yük faktörleri 1'den itibaren adım büyüklüğü 0,05 arttırılarak 3,1 yük faktörü değerine ulaşmaya kadar ilerlenmiştir. Bu noktadan sonra adım büyüklüğü 0,02'ye düşürülmüştür ve yük faktörü değerinin 3,18 değerine ulaştığı noktada 5 no'lu barada bir gerilim çökmesi olayının gerçekleştiği gözlemlenmiştir. Yukarıda da bahsedildiği üzere yük faktörü artışındaki adım büyüklüğü gerilim çökmesi sınırında azaltılmıştır.

Yüksek seviyeli yüklerde çalışma noktasının belirlenmesinde MSV'nin değeri çok küçük değerlere inebilir (ilk değerinin %3'üne inebilir). Bu çalışma noktalarında yükler aracılığı ile değeri çok az bir miktarda arttırılır ise güç akışı çalışma noktasından uzaklaşabilir. Sistem kararlılık sınırlarından kararsızlık sınırlarına doğru kaymaya başlar ve gerilim çökmesi olayının gerçekleşmesine neden olur. Çalışma noktalarına ait veriler lineer çalışma durumunu ve kararsızlık durumunu göstermek üzere kritik bir noktada ayrıştırılabilirler.



N	LF	P3	Q3	P4	Q4	P5	Q5	V1	V2
1	1.0	-0.45	-0.15	-0.40	-0.05	-0.6	-0.10	1.0600	1.0474
2	1.05	-0.4725	-0.1575	-0.42	-0.0525	-0.63	-0.105	1.0600	1.0453
3	1.1	-0.495	-0.165	-0.44	-0.055	-0.66	-0.11	1.0600	1.0430
4	1.15	-0.5175	-0.1725	-0.46	-0.0575	-0.69	-0.115	1.0600	1.0407
5	1.2	-0.54	-0.18	-0.48	-0.06	-0.72	-0.12	1.0600	1.0384
6	1.25	-0.5625	-0.1875	-0.50	-0.0625	-0.75	-0.125	1.0600	1.0361
7	1.3	-0.585	-0.195	-0.52	-0.065	-0.78	-0.13	1.0600	1.0337
8	1.35	-0.6075	-0.2025	-0.54	-0.0675	-0.81	-0.135	1.0600	1.0312
9	1.4	-0.63	-0.21	-0.56	-0.07	-0.84	-0.14	1.0600	1.0287
10	1.45	-0.6525	-0.2175	-0.58	-0.0725	-0.87	-0.145	1.0600	1.0261
11	1.5	-0.675	-0.225	-0.60	-0.075	-0.90	-0.15	1.0600	1.0235
12	1.55	-0.6975	-0.2325	-0.62	-0.0775	-0.93	-0.155	1.0600	1.0208
13	1.6	-0.72	-0.24	-0.64	-0.08	-0.96	-0.16	1.0600	1.0180
14	1.65	-0.7425	-0.2475	-0.66	-0.0825	-0.99	-0.165	1.0600	1.0152
15	1.7	-0.765	-0.255	-0.68	-0.085	-1.02	-0.17	1.0600	1.0123
16	1.75	-0.7875	-0.2625	-0.70	-0.0875	-1.05	-0.175	1.0600	1.0094
17	1.8	-0.81	-0.27	-0.72	-0.09	-1.08	-0.18	1.0600	1.0064
18	1.85	-0.8325	-0.2775	-0.74	-0.0925	-1.11	-0.185	1.0600	1.0033
19	1.9	-0.855	-0.285	-0.76	-0.095	-1.14	-0.19	1.0600	1.0001
20	1.95	-0.8775	-0.2925	-0.78	-0.0975	-1.17	-0.195	1.0600	0.9968
21	2.0	-0.90	-0.3	-0.80	-0.1	-1.20	-0.20	1.0600	0.9935
22	2.05	-0.9225	-0.3075	-0.82	-0.1025	-1.23	-0.205	1.0600	0.9900
23	2.1	-0.945	-0.315	-0.84	-0.105	-1.26	-0.21	1.0600	0.9864
24	2.15	-0.9675	-0.3225	-0.86	-0.1075	-1.29	-0.215	1.0600	0.9828
25	2.2	-0.99	-0.33	-0.88	-0.11	-1.32	-0.22	1.0600	0.9790
26	2.25	-1.0125	-0.3375	-0.90	-0.1125	-1.35	-0.225	1.0600	0.9751
27	2.3	-1.035	-0.345	-0.92	-0.115	-1.38	-0.23	1.0600	0.9710
28	2.35	-1.0575	-0.3525	-0.94	-0.1175	-1.41	-0.235	1.0600	0.9668
29	2.4	-1.08	-0.36	-0.96	-0.12	-1.44	-0.24	1.0600	0.9624
30	2.45	-1.1025	-0.3675	-0.98	-0.1225	-1.47	-0.245	1.0600	0.9579
31	2.5	-1.125	-0.375	-1.00	-0.125	-1.50	-0.25	1.0600	0.9532
32	2.55	-1.1475	-0.3825	-1.02	-0.1275	-1.53	-0.255	1.0600	0.9482
33	2.6	-1.17	-0.39	-1.04	-0.13	-1.56	-0.26	1.0600	0.9430
34	2.65	-1.1925	-0.3975	-1.06	-0.1325	-1.59	-0.265	1.0600	0.9375
35	2.7	-1.215	-0.405	-1.08	-0.135	-1.62	-0.27	1.0600	0.9317
36	2.75	-1.2375	-0.4125	-1.10	-0.1375	-1.65	-0.275	1.0600	0.9256
37	2.8	-1.26	-0.42	-1.12	-0.14	-1.68	-0.28	1.0600	0.9190
38	2.85	-1.2825	-0.4275	-1.14	-0.1425	-1.71	-0.285	1.0600	0.9118
39	2.9	-1.305	-0.435	-1.16	-0.145	-1.74	-0.29	1.0600	0.9040
40	2.95	-1.3275	-0.4425	-1.18	-0.1475	-1.77	-0.295	1.0600	0.8954
41	3.0	-1.35	-0.45	-1.20	-0.15	-1.80	-0.30	1.0600	0.8855
42	3.05	-1.3725	-0.4575	-1.22	-0.1525	-1.83	-0.305	1.0600	0.8739
43	3.1	-1.395	-0.465	-1.24	-0.155	-1.86	-0.31	1.0600	0.8590
44	3.12	-1.404	-0.468	-1.248	-0.156	-1.872	-0.312	1.0600	0.8513
45	3.14	-1.413	-0.471	-1.256	-0.157	-1.884	-0.314	1.0600	0.8412
46	3.16	-1.422	-0.474	-1.264	-0.158	-1.896	-0.316	1.0600	0.8200
47	3.18	-1.431	-0.477	-1.272	-0.159	-1.908	-0.318	1.0600	1.2586

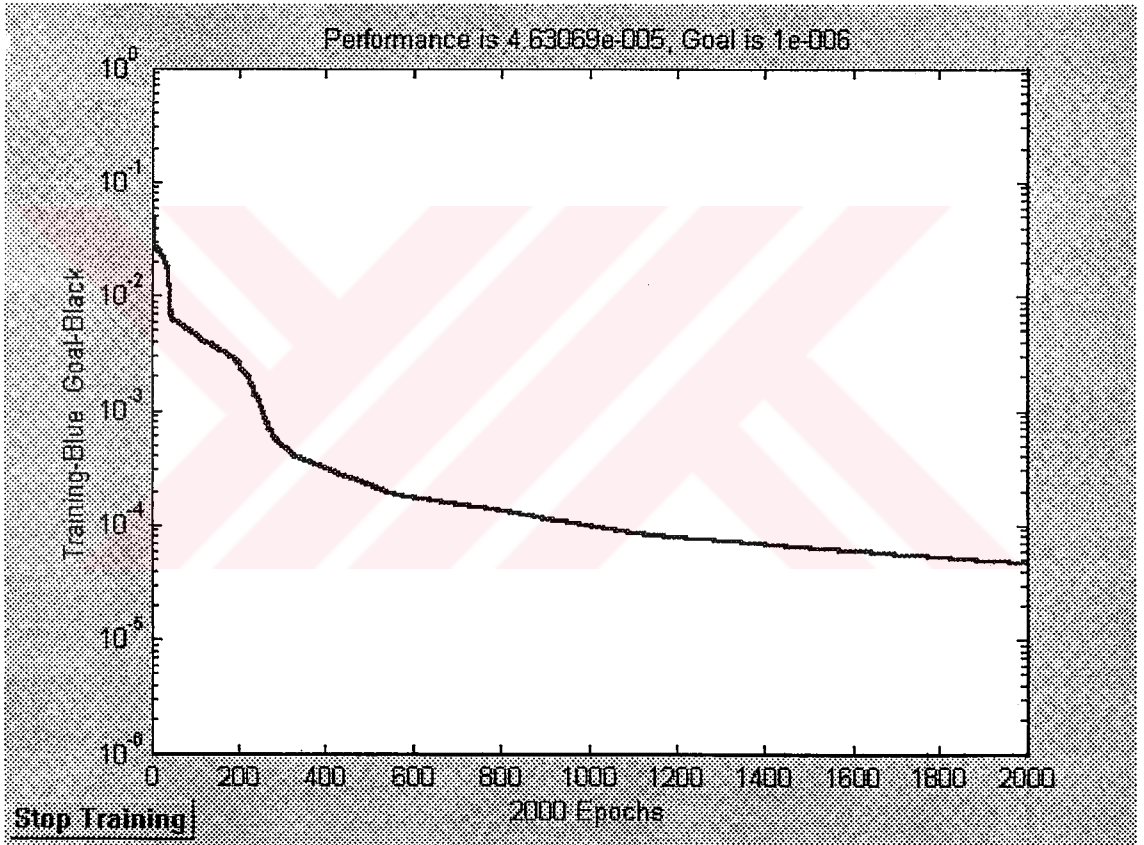
**Tablo 5.1** Giriş vektörleri

V3	V4	V5	L1	L2	L3
1.0242	1.0236	1.0179	0.0404	0.0389	0.1526
1.0206	1.0199	1.0138	0.0430	0.0414	0.1624
1.0170	1.0162	1.0096	0.0456	0.0440	0.1725
1.0133	1.0124	1.0054	0.0483	0.0466	0.1827
1.0096	1.0085	1.0011	0.0510	0.0492	0.1931
1.0058	1.0046	0.9967	0.0538	0.0519	0.2037
1.0019	1.0006	0.9922	0.0567	0.0546	0.2145
0.9980	0.9965	0.9876	0.0595	0.0574	0.2255
0.9940	0.9923	0.9830	0.0625	0.0603	0.2368
0.9899	0.9881	0.9782	0.0655	0.0632	0.2483
0.9857	0.9838	0.9734	0.0685	0.0662	0.2600
0.9815	0.9794	0.9684	0.0717	0.0692	0.2721
0.9772	0.9749	0.9634	0.0749	0.0723	0.2844
0.9727	0.9704	0.9582	0.0781	0.0755	0.2971
0.9682	0.9657	0.9530	0.0815	0.0787	0.3100
0.9636	0.9609	0.9476	0.0849	0.0820	0.3233
0.9589	0.9560	0.9421	0.0884	0.0854	0.3370
0.9540	0.9510	0.9364	0.0920	0.0889	0.3511
0.9491	0.9459	0.9306	0.0957	0.0925	0.3656
0.9440	0.9406	0.9247	0.0995	0.0962	0.3805
0.9388	0.9353	0.9186	0.1034	0.1000	0.3959
0.9335	0.9297	0.9123	0.1074	0.1039	0.4118
0.9280	0.9241	0.9059	0.1115	0.1080	0.4283
0.9224	0.9182	0.8993	0.1158	0.1121	0.4454
0.9165	0.9122	0.8924	0.1202	0.1165	0.4631
0.9106	0.9060	0.8854	0.1248	0.1209	0.4816
0.9044	0.8996	0.8781	0.1296	0.1256	0.5008
0.8980	0.8930	0.8705	0.1346	0.1304	0.5209
0.8913	0.8861	0.8627	0.1397	0.1355	0.5420
0.8845	0.8790	0.8545	0.1451	0.1408	0.5642
0.8773	0.8716	0.8460	0.1508	0.1464	0.5875
0.8698	0.8638	0.8371	0.1567	0.1522	0.6122
0.8620	0.8557	0.8277	0.1630	0.1584	0.6385
0.8538	0.8472	0.8179	0.1697	0.1650	0.6666
0.8451	0.8382	0.8075	0.1768	0.1720	0.6967
0.8359	0.8286	0.7964	0.1845	0.1795	0.7294
0.8261	0.8185	0.7845	0.1927	0.1877	0.7651
0.8155	0.8075	0.7716	0.2017	0.1966	0.8045
0.8040	0.7955	0.7576	0.2117	0.2065	0.8487
0.7912	0.7822	0.7419	0.2230	0.2177	0.8993
0.7769	0.7672	0.7240	0.2360	0.2307	0.9590
0.7598	0.7495	0.7027	0.2517	0.2464	1.0327
0.7382	0.7270	0.6753	0.2724	0.2672	1.1330
0.7270	0.7153	0.6609	0.2834	0.2783	1.1881
0.7125	0.7001	0.6420	0.2980	0.2932	1.2636
0.6824	0.6684	0.6016	0.3299	0.3257	1.4376
1.3006	1.3203	1.4527	0.0828	0.0787	0.2684

**Tablo 5.2** Çıkış vektörleri

## 5.2 Tek Saklı Katmanlı Yapay Sinir Ağı Yapısı ile Elde Edilen Analiz Sonuçları

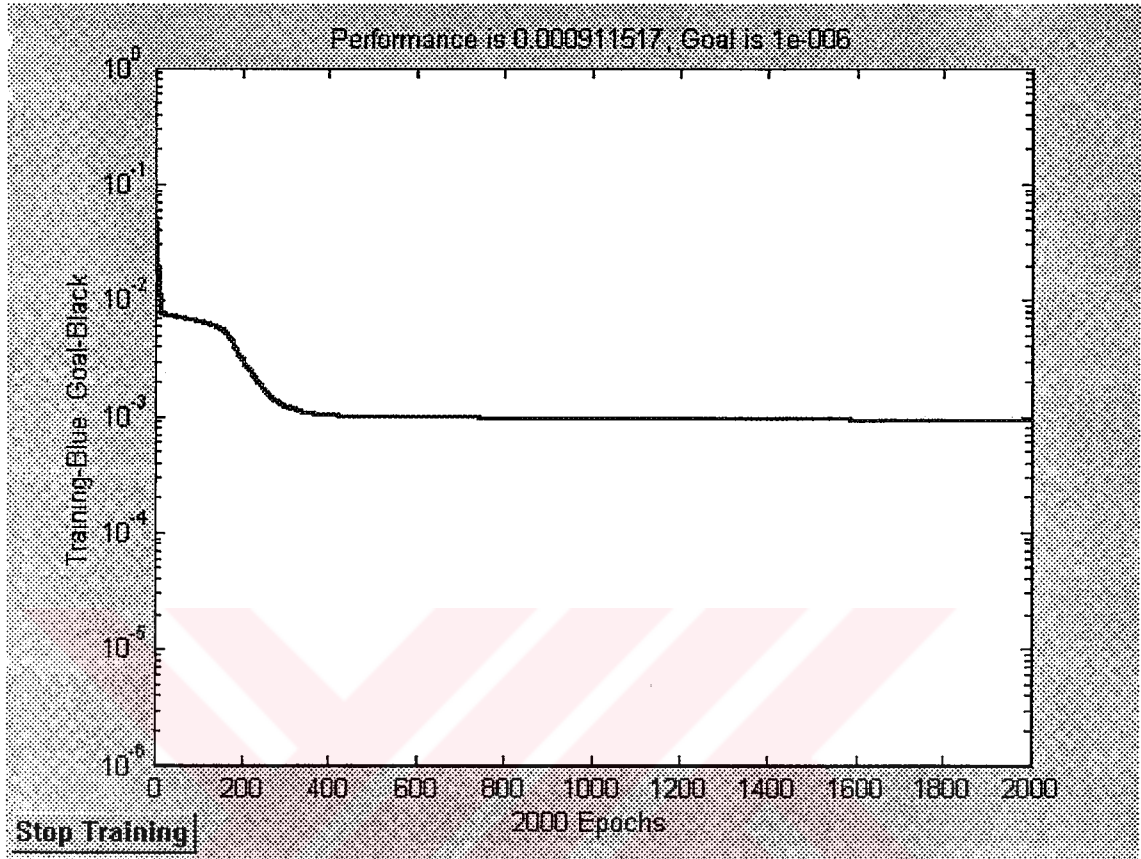
Tablo 5.1'deki veriler kullanılarak tek ara katmanlı bir yapay sinir ağı ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi çalışmasında saklı katmanda 7 adet nöron bulunması koşulu ile 2.000 adet iterasyon sonucu %0,63 değerinde bir hata oranı değeri elde edilmiştir. Bu çalışmada elde edilen yapay sinir ağının performansı Şekil 5.2'de gösterilmiştir. Bu hata oranı değeri tek katmanlı bir yapay sinir ağı modeli ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi için alınabilen en iyi hata oranı değeridir.



**Şekil 5.2** Tek saklı katmanlı YSA ile alınan en düşük hata oranlı simülasyon sonucu

Tablo.5.1'deki veriler kullanılarak tek saklı katmanlı bir yapay sinir ağı ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi çalışmasında saklı katmanda 6 adet nöron bulunması koşulu ile 2.000 adet iterasyon sonucu %4,049 değerinde bir hata oranı değeri elde edilmiştir. Bu durumda elde edilen performans sonucu Şekil 5.3'de gösterilmiştir. Bu hata oranı değeri tek saklı katmanlı bir yapay sinir ağı modeli ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi için alınmış en yüksek değerli hata oranı değeridir. Farklı saklı katmanlar için bulunan hata

oranları Tablo.5.3’de verilmiştir. En büyük hatanın bile %4,049 olması yapay sinir ağının bu problemde gösterdiği mükemmel performansı göstermesi yönünden önemlidir.



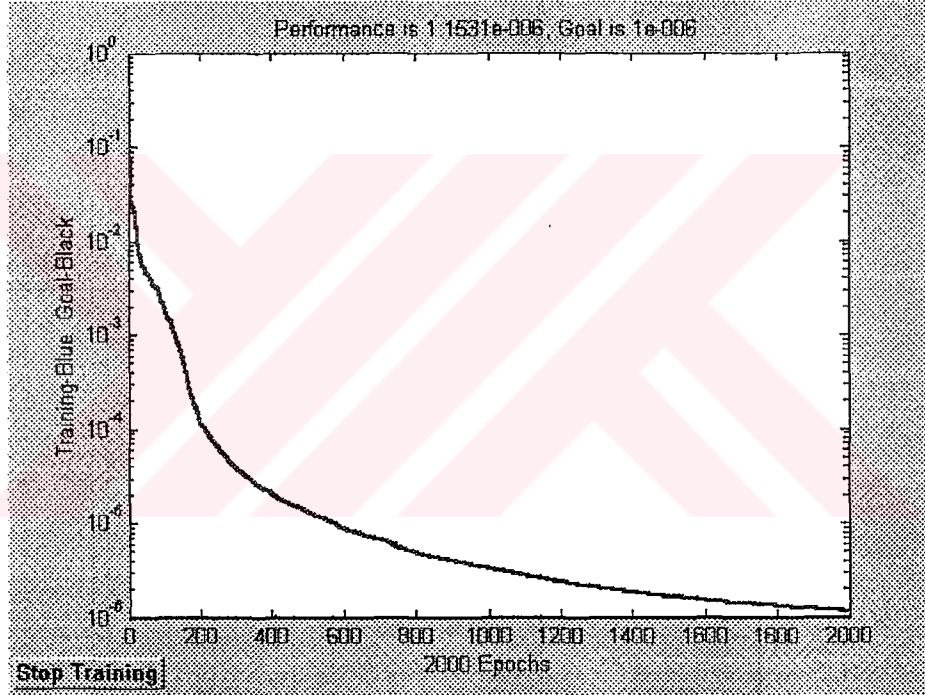
**Şekil 5.3** Tek saklı katmanlı YSA ile alınan en yüksek hata oranlı simülasyon sonucu

Yük Faktörü	Yük Akış Simülasyonu Sonuçları						Yapay Sinir Ağı Sonuçları					
	V3	V4	V5	L1	L2	L3	V3	V4	V5	L1	L2	L3
1,45	0,9948	0,9934	0,9859	0,0662	0,0641	0,2505	0,9909	0,9889	0,9798	0,0664	0,0645	0,2512
1,80	0,9644	0,9619	0,9499	0,0846	0,0814	0,3166	0,9613	0,9581	0,9448	0,0885	0,0859	0,3363
2,15	0,9232	0,9190	0,8997	0,1113	0,1073	0,4226	0,9240	0,9197	0,9005	0,1144	0,1108	0,4389
2,70	0,8404	0,8332	0,8010	0,1840	0,1790	0,7366	0,8433	0,8367	0,8044	0,1763	0,1710	0,7002
3,05	0,7613	0,7512	0,7054	0,2578	0,2527	1,0685	0,7558	0,7487	0,7026	0,2572	0,2520	1,0625
3,14	0,7182	0,7061	0,6498	0,2862	0,2813	1,1981	0,7134	0,7007	0,6455	0,2984	0,2940	1,2530

**Tablo 5.3** Yük akışı simülasyonu sonuçları ile tek saklı katmanlı yapay sinir ağı sonuçlarının karşılaştırılması

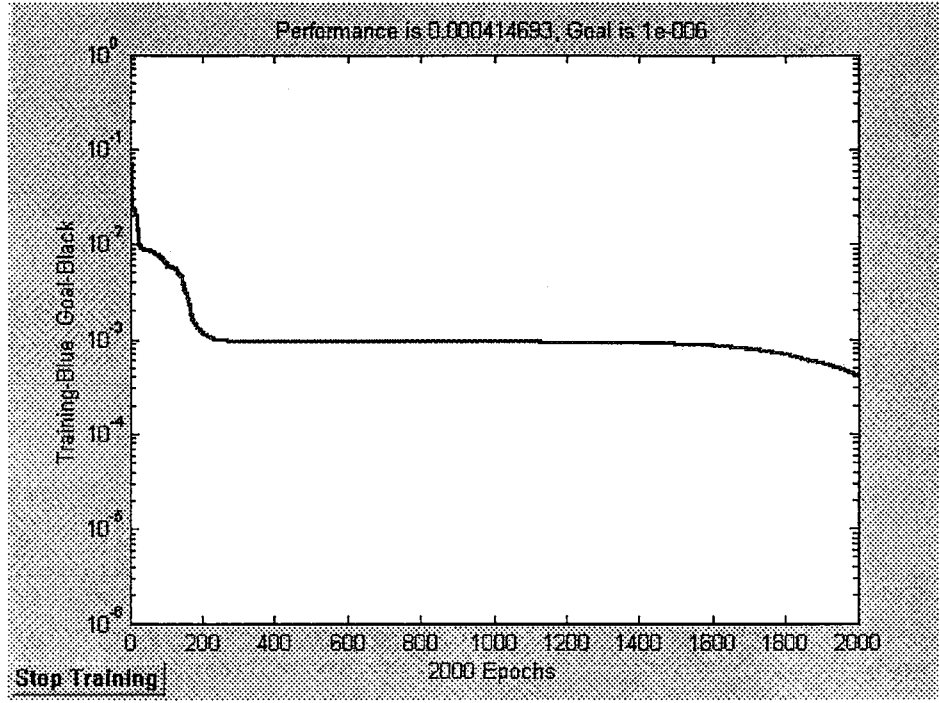
### 5.3 İki Saklı Katmanlı Yapay Sinir Ağı Yapısı ile Elde Edilen Analiz sonuçları

Tablo 5.1'deki veriler kullanılarak iki saklı katmanlı bir yapay sinir ağı ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi çalışmasında birinci saklı katmanda 12 adet nöron ve ikinci saklı katmanda ise 8 adet nöron bulunması koşulu ile 2.000 adet iterasyon sonucu %0,15 değerinde bir hata oranı değeri elde edilmiştir. Bu simülasyon sonucunda bulunan hata grafiği Şekil 5.4'de gösterilmiştir. Bu hata oranı değeri iki saklı katmanlı bir yapay sinir ağı modeli ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi için alınabilen en iyi hata oranı değeridir.



**Şekil 5.4** İki saklı katmanlı YSA ile alınan en düşük hata oranlı simülasyon sonucu

Tablo 5.1'deki veriler kullanılarak iki saklı katmanlı bir yapay sinir ağı ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi çalışmasında birinci saklı katmanda 4 adet nöron ve ikinci saklı katmanda ise 6 adet nöron bulunması koşulu ile 2.000 adet iterasyon sonucu %2,53 değerinde bir hata oranı değeri elde edilmiştir. Bu yapay sinir ağı yapısı için elde edilen performans sonucu Şekil 5.5'de gösterilmiştir. Bu hata oranı değeri iki saklı katmanlı bir yapay sinir ağı modeli ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi için alınmış en yüksek hata oranı değeridir.



**Şekil 5.5** İki saklı katmanlı YSA ile alınan en yüksek hata oranlı simülasyon sonucu

#### 5.4 Farklı Nöron Sayılı Saklı Katmanlı Yapay Sinir Ağı Yapılarının Gerilim Kararlılığı Problemlerinde Gösterdiği Performans

Yapay Sinir Ağı Yapısı	Ortalama Hata	Standart Sapma
12-6-6	4,0499	4,1222
12-7-6	0,6343	0,7469
12-8-6	3,1092	3,1871
12-9-6	1,5397	1,7838
12-10-6	1,2708	1,2240
12-11-6	1,9207	2,2294
12-12-6	1,8797	1,9790
12-13-6	1,7459	1,1079
12-14-6	2,3876	2,1312
12-16-6	0,7161	0,8698
12-18-6	1,7497	2,3425
12-20-6	1,8004	1,5246
12-22-6	1,5561	1,7481
12-24-6	1,8118	1,6675

**Tablo 5.4** Tek saklı katmanlı yapay sinir ağının gösterdiği performans

<u>Yapay Sinir Ağı Yapısı</u>	<u>Ortalama Hata</u>	<u>Standart Sapma</u>
12-4-4-6	0,4389	0,2056
12-5-5-6	1,6259	1,3059
12-6-6-6	1,7482	1,4178
12-4-6-6	2,5324	2,0335
12-6-4-6	1,6948	1,6393
12-6-8-6	2,1356	1,9455
12-8-6-6	0,5967	0,4450
12-8-8-6	0,4944	0,2560
12-9-6-6	0,3818	0,4253
12-10-4-6	0,4838	0,4613
12-10-6-6	1,0687	1,0278
12-10-8-6	0,7720	0,7581
12-6-10-6	0,6605	0,3767
12-8-10-6	0,5722	0,6151
12-10-6-6	0,5055	0,5923
12-12-8-6	0,1583	0,1952
12-14-6-6	0,4496	0,6518
12-14-8-6	0,7690	0,8909
12-16-6-6	0,4893	0,6051
12-16-8-6	0,6765	0,6482
12-18-6-6	0,5063	0,3015
12-18-8-6	0,4147	0,6164
12-16-10-6	0,9849	0,8581
12-18-10-6	0,7222	0,7274

**Tablo 5.5** İki saklı katmanlı yapay sinir ağının gösterdiği performans

Tablo 5.4 ve Tablo 5.5'te saklı katman sayısına göre yapay sinir ağının gerilim kararlılığı analizinde gösterdiği performans gösterilmektedir. Tablo 5.3'de ki hata değerlerine göre tek saklı katmanlı bir yapay sinir ağının gerilim kararlılığı analizindeki ortalama hatası %1,869 olarak hesaplanmıştır. Aynı şekilde Tablo 5.4'de ki hata değerlerine göre de iki saklı katmanlı yapay sinir ağının gerilim kararlılığı analizindeki ortalama hatası %0,87 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 5.5'de 6 adet yapay sinir ağı test sonuçları ile gerçek olarak kabul edilebilecek ve yük akışı analizinden elde edilmiş sonuçlar mukayese edilmiştir. Elde edilen sonuçlar yapay sinir ağ yapılarının gerilim kararlılığı analizlerinde gösterdikleri yüksek performansını açık bir şekilde göstermektedir.

Yük Faktörü	Yük Akış Simülasyonu Sonuçları						Yapay Sinir Ağı Sonuçları					
	LF	V3	V4	V5	L1	L2	L3	V3	V4	V5	L1	L2
1,45	0,9948	0,9934	0,9859	0,0662	0,0641	0,2505	0,9901	0,9879	0,9778	0,0656	0,0634	0,2466
1,80	0,9644	0,9619	0,9499	0,0846	0,0814	0,3166	0,9596	0,9558	0,9425	0,0883	0,0853	0,3354
2,15	0,9232	0,9190	0,8997	0,1113	0,1073	0,4226	0,9230	0,9184	0,8993	0,1156	0,1117	0,4464
2,70	0,8404	0,8332	0,8010	0,1840	0,1790	0,7366	0,8444	0,8383	0,8078	0,1768	0,1719	0,6969
3,05	0,7613	0,7512	0,7054	0,2578	0,2527	1,0685	0,7595	0,7492	0,7023	0,2526	0,2479	1,0315
3,14	0,7182	0,7061	0,6498	0,2862	0,2813	1,1981	0,7136	0,7004	0,6419	0,2986	0,2938	1,2726

**Tablo 5.6** Yük akışı simülasyonu sonuçları ile iki saklı katmanlı yapay sinir ağı sonuçlarının karşılaştırılması

Bu güç sistemi için 5 no'lu barada meydana gelebilecek bir gerilim çökmesi olayı göstergelerden izlenerek yapay sinir ağları ile önceden belirlenmiş olup doğruluğu kanıtlanmıştır. Yapay sinir ağının bir gerilim çökmesi olayını en yüksek hassasiyet derecesine sahip olan, yakınlık etkisi ile çalışan ve gerilim çökmesi olayını önceden belirleyebilen göstergeler kadar başarılı bir sonuç verdiği 5no'lu bara üzerinde gözlemlenmiştir. 5 no'lu bara için gerçek sonuçlar ve yapay sinir ağlarından elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında gerilim çökmesi olayının analizi için yapay sinir ağları ile yapılan çalışmaların ne kadar gerçekçi sonuçlar verebileceği görülebilir.

## 5.5 Sonuçlar

Bu bölümde gerilim çökmesi olayı meydana gelebilecek güç sistemlerinde yapay sinir ağları ile analizler yapılarak bu gerilim çökmesi olayının önceden belirlenebileceği konusu üzerinde durulmuştur. Yapay sinir ağları ile gerilim kararlılığı analizi yapabilmek için gerekli olan veriler yapılmış birçok bilgisayar simülasyonları vasıtası ile elde edilmişlerdir. Bu metot gerilim çökmesi olaylarında kararlılık sınır değerlerinin elde edilmesinde de direkt olarak kullanılabilir.  $L$  ile ifade edilen göstergeler çok basit yapıları gereçler olup çok düğümlü güç sistemlerine kolayca tatbik edilebilirler. Özellikle de model olarak oluşturulmuş sistemlerde çok kolay uygulanabilirler. Ancak çok geniş gerçek güç sistemlerinde gerilim kararlılığı problemleri için yapay sinir ağları ile yapılacak simülasyonlar çok fazla zaman alabilir. Gerilim çökmesi olayının gerçekleşebileceği güç sistemlerinde yapay sinir ağları verileri önceden oluşturulmalı ve giriş verisi olarak kullanılmalıdır. Önerilen bu metot güç sistemlerinde gerilim güvenliğinin sağlanabilmesi



in hırlı bir Őekilde uygulanabilen potansiyel kullanım alanı olan bir metod haline gelmiŐtir.



## BÖLÜM 6

### SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Günümüzde elektrik enerjisine olan talebin her geçen gün biraz daha artması sonucunda enerji sistemlerinin planlanabilmesi, işletilebilmesi ve kontrol altında bulundurulabilmesi durumları için gerilim kararlılığı ögesi oldukça önemli ve yönlendirici bir kavram haline gelmiştir.

Bu tez çalışmasında güç sistemlerinde meydana gelebilecek gerilim kararsızlığı problemlerinin yapay sinir ağları vasıtası ile analiz edilmesi konusu üzerinde durulmuştur.

Gerilim kararsızlığı problemi için tek ara katmanlı ve iki ara katmanlı yapay sinir ağı yapıları kullanılmış ve bu ağ yapıları ile elde edilen sonuçlar güç akışı simülasyonu sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

Yapay sinir ağının girişine incelenen model güç sisteminde baraların aktif, reaktif gücü ile generatör gerilimleri uygulanarak ağın çıkışında gerilim kararlılığı indeksi verileri elde edilmiştir. Yapay sinir ağlarının eğitilmesi için gerekli olan veriler güç akışı simülasyonu sonuçlarından elde edilmiştir.

Güç sisteminde bulunan her bir baradan çekilen aktif güç, reaktif güç değerleri ile yine her bir generatör barasına ait gerilim değeri bilgileri, gerilim kararlılığı analizinde kullanılacak yapay sinir ağının giriş bilgilerini oluşturmuştur.

Örnek olarak oluşturulmuş 5 baralı bir güç sistemi üzerinde bir ve iki saklı katmanlı iki farklı yapay sinir ağı kullanılmıştır. Kullanılan yapay sinir ağı 12 adet giriş ve 6 adet çıkış sinir hücresine (nöron) sahiptir. İki saklı katmanlı yapay sinir ağı ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi için 24 adet deneme yapılmıştır ve elde edilen sonuçlar ile yük akışı simülasyonu sonuçları karşılaştırıldığında ortalama %0,87'lik bir hata oranı ile analizin gerçekleştirildiği görülmüştür. Aynı şekilde tek ara katmanlı yapay sinir ağı ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi sonucunda da ortalama %1,869 oranında bir hata

oranı ile analizin gerçekleştirildiği görülmüştür. İki saklı katmanlı yapay sinir ağı ile birinci saklı katmanda 12 adet sinir hücresi, ikinci saklı katmanda da 8 adet sinir hücresi bulunması durumunda %0,1583 değerinde bir hata ile simülasyonun gerçekleştiği gözlemlenmiştir. Bu sonuç iki saklı katmanlı yapay sinir ağı ile elde edilen en düşük hata oranlı simülasyon sonucudur. Tek saklı katmanlı yapay sinir ağı ile saklı katmanda 7 adet sinir hücresi bulunması durumunda %0,6343 değerinde bir hata ile simülasyonun gerçekleştiği gözlemlenmiştir. Bu sonuç da tek saklı katmanlı yapay sinir ağı ile elde edilen en düşük hata oranlı simülasyon sonucudur. İki saklı katmanlı yapay sinir ağı ile elde edilen en yüksek hata oranlı simülasyon sonucu; Birinci saklı katmanda 4, ikinci saklı katmanda da 6 adet sinir hücresi bulunması durumunda %2,53 değerindeki hata oranına sahip simülasyon sonucudur. Tek saklı katmanlı yapay sinir ağı ile elde edilen en yüksek hata oranlı simülasyon sonucu; Saklı katmanda 6 adet sinir hücresi bulunması durumunda %4,049 değerindeki hata oranına sahip simülasyon sonucudur. Elde edilen bu simülasyon sonuçlarına göre iki saklı katmanlı bir yapay sinir ağı yapısının gerilim kararlılığı analizlerinde tek saklı katmanlı yapay sinir ağı yapısına göre daha az hatalı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Sistem bütün olarak ele alındığında yapay sinir ağlarının gerilim kararsızlığı problemlerinde başarılı bir şekilde uygulanabileceği gösterilmiştir.

## EKLER

### EK-A

#### Newton – Raphson Yöntemi

Newton – Raphson yük akışı yönteminin temeli, lineer olmayan bir sistemin davranışlarının lineer bir matematiksel model yardımı ile incelenmesidir. Diğer bir ifade ile, küçük bozucu bir etkiye maruz kalan bir sistemin belirli bir bölgedeki davranışı birinci dereceden denklemler ile oluşturulan matematiksel model ile incelenebilmesidir.  $f(x) = 0$  nonlineer denklemini süreklilik koşullarını sağladıklarını düşünerek  $X(0)$  civarında Taylor serisine açılarak:

$$f(x^{(0)}) + (x - x^{(0)}) \cdot f'(x^{(0)}) + \left(\frac{1}{2!}\right)(x - x^{(0)})^2 \cdot f''(x^{(0)}) + \dots = 0 \quad (6.1)$$

ifadesi elde edilir. Bu denklemden de ikinci ve daha yüksek mertebeki ifadeler ihmal edilerek

$$f(x^{(0)}) + (x - x^{(0)}) \cdot f'(x^{(0)}) = 0 \quad (6.2)$$

denklemini elde edilir. Bu denklem çözülerek iyileştirilmiş yaklaşım olan  $x^{(1)}$  bulunur. Yani

$$x^{(1)} = x^{(0)} - \left(\frac{f(x^{(0)})}{f'(x^{(0)})}\right) \quad (6.3)$$

elde edilir ve aynı yol ile  $(k + 1)$ . iterasyona gelindiğinde:

$$(x)^{(k+1)} = (x)^{(k)} - \left( \frac{f(x^{(k)})}{f'(x)^{(k)}} \right) \quad (6.4)$$

denklemleri elde edilir. N boyutlu bir durum için nonlineer denklem seti aşağıdaki gibidir:

$$F(x) = 0$$

$$f_i(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0 \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad \text{için}$$

$$(x)^{(k+1)} = (x)^{(k)} - \left( \frac{F(x^{(k)})}{F'(x)^{(k)}} \right) \quad (6.5)$$

$F'(x)$ ,  $F(x)$ 'in jakobiyenidir ve aşağıdaki gibi matrisel olarak ifade edilebilir.

$$F'(x) = \left[ \frac{\partial f_i}{\partial x_j} \right] = \begin{vmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \Lambda & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ M & M & M & M \\ \frac{\partial f_{n-1}}{\partial x_1} & M & M & M \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \Lambda & \frac{\partial f_n}{\partial x_{n-1}} & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{vmatrix} \quad (6.6)$$

Oluşturulan lineer jakobiyen matris model aracılığı ile sistemin küçük bir bozucu etkiye maruz kalması halindeki davranışı, öz değerleri ile incelenebilir.

$J^{(k)} = F'(x^{(k)})$  tanımı ile  $(x)^{(k+1)} = (x)^{(k)} - \left( \frac{f(x^{(k)})}{f'(x)^{(k)}} \right)$  denklemi iki parçaya ayrılarak

çözümünebilir. Bunlar:

$$(i) \quad F'(x^{(k)}) = -J^{(k)} \cdot \Delta x^{(k)} \quad (6.7)$$

$$(ii) \quad x^{(k+1)} = x^{(k)} + \Delta x^{(k)} \quad (6.8)$$

Newton – Raphson metodu özellikle çalışan sistemler hakkında bilgi sahibi olmak ve iyi bir tahmin yapabilmek amaçları açısından diğer metotlara göre daha iyi sonuçlar verebilir.



## EK-B

### Yük Akışı

İki veya daha çok değişkenli fonksiyonların Taylor serisine açılımları Newton – Raphson metodu ile yük akışı problemlerinin çözümlenmesinin temelini oluşturur. Fonksiyon Taylor serisine açılırken birinci dereceden büyük olan kısmi türevleri genellikle ihmal edilir.

Programların çoğunda birinci Newton – Raphson iterasyonuna başlangıç değerleri olarak iyi bir değer elde edebilmek için genellikle Gauss – Seidel iterasyonu ile başlanır. Daha sonra bu gerilimler salınım barası hariç olmak üzere her barada  $P$  değerinin hesaplanması için kullanılır.  $Q$  değeri ise bu baralarda tanımlanmış reaktif güçtür. Tanımlanan ve hesap edilen bu değerler arasındaki fark değerleri bara gerilimlerinin düzeltilmesinde kullanılırlar. Daha sonra hesaplanan  $P$  ve  $Q$  değerlerinin veya  $|V|$  değerlerinin her bir barada tanımlanan değerlerinden farkı, hassasiyet için seçilen değerden daha küçük bir değer elde edilinceye kadar işlem tekrarlanır. Salınım barasında gerilimin genliği ve açısı tanımlandığından gerilim değerlerinin hesaplanmasında salınım barası iteratif çözümden çıkartılmıştır.  $N$  tane baralı bir güç sistemine giren aktif ve reaktif güçler  $P_k$  ve  $Q_k$  olmak üzere aşağıdaki gibi bir bağıntı verilebilir (Çakır Hüseyin, 1986):

$$P_k - jQ_k = V_k^* \cdot \sum_{n=1}^N Y_{kn} \cdot V_n \quad (7.1)$$

$V_k$  ve  $Y_{kn}$  kompleks olarak ifade edilecek olurlarsa:

$$V_k = a_k + jb_k \quad (7.2)$$

$$Y_{kn} = G_{kn} - jB_{kn} \quad (7.3)$$

biçimini alırlar. Bu denklemler (7.1) denkleminde yerlerine koyulurlar ise:

$$P_k - jQ_k = (a_k + jb_k) \cdot \sum_{n=1}^N (G_{kn} - jB_{kn}) \cdot (a_n + jb_n) \quad (7.4)$$

denklemini elde edilir. (7.4) denkleminin her iki tarafında bulunan reel ve imajiner kısımlar birbirlerine eşitlenerek  $P_k$  ve  $Q_k$  değerleri elde edilir. Gerilimin kontrol edildiği baralarda (örneğin  $p$  barası) (7.5) bağıntısı yazılabilir.

$$|V|^2 = a_p^2 + b_p^2 \quad (7.5)$$

$a_p$  ve  $b_p$  değerlerinin karelerinin toplamı gerilim kontrollü barada tanımlanan değerlerin karesine yaklaşmak zorunda olmasına rağmen her bir iterasyon için  $a_p$  ve  $b_p$ 'nin değişimlerinin hesaplanması gereklidir.

İteratif çözümlemede hesaplanan  $P_k$  ve  $Q_k$  veya  $|V|^2$  değerleri tanımlanan değerler ile mutlaka karşılaştırılmalı ve (7.6) ve (7.7) denklemlerinde verilen ifadeler tanımlanmalıdırlar.

$$\Delta P_k = P_{k,\text{tanımlanan}} - P_{k,\text{hesaplanan}} \quad (7.6)$$

$$\Delta Q_k = Q_{k,\text{tanımlanan}} - Q_{k,\text{hesaplanan}} \quad (7.7)$$

veya  $k$  barasında tanımlanan gerilim

$$\Delta |V_k|^2 = |V_{k,\text{tanımlanan}}|^2 - |V_{k,\text{hesaplanan}}|^2 \quad (7.8)$$

Daha sonra  $\Delta P_k$ ,  $\Delta Q_k$  ve  $\Delta |V_k|^2$  değerleri 3 tane baralı bir sistem için gösterilecek bir denklem ile bara gerilimlerinin yeni değerlerinin hesaplanmasında kullanılırlar. Burada 1 barası salınım barası, 2 barası yük barasını ifade etmektedir. Bu barada  $P_2$  ve  $Q_2$ , 3



barasından da  $P_3$  ve  $|V_3|$  tanımlanmıştır. Salınım barası atlanarak 3 baralı sistem için denklem aşağıdaki gibi düzenlenebilir.

$$\begin{bmatrix} \Delta P_2 \\ \Delta P_3 \\ \Delta Q_2 \\ \Delta |V_3|^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_2}{\partial a_2} & \frac{\partial P_2}{\partial a_3} & \frac{\partial P_2}{\partial b_2} & \frac{\partial P_2}{\partial b_3} \\ \frac{\partial P_3}{\partial a_2} & \frac{\partial P_3}{\partial a_3} & \frac{\partial P_3}{\partial b_2} & \frac{\partial P_3}{\partial b_3} \\ \frac{\partial Q_2}{\partial a_2} & \frac{\partial Q_2}{\partial a_3} & \frac{\partial Q_2}{\partial b_2} & \frac{\partial Q_2}{\partial b_3} \\ \frac{\partial |V_3|^2}{\partial a_2} & \frac{\partial |V_3|^2}{\partial a_3} & \frac{\partial |V_3|^2}{\partial b_2} & \frac{\partial |V_3|^2}{\partial b_3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta a_2 \\ \Delta a_3 \\ \Delta b_2 \\ \Delta b_3 \end{bmatrix} \quad (7.9)$$

Kısmi türevlerden meydana gelmiş olan bu matrise jakobien matrisi denir. Jakobien matrisinin elemanları  $P_k$  ve  $Q_k$  ifadelerinin kısmi türevleri alınarak ve sondan bir önceki iterasyonda hesaplanan veya birinci iterasyonda kabul edilen gerilimler yerlerine koyularak bulunur. (7.9) denkleminde bilinmeyen büyüklükler, gerilimlerin reel ve imajiner bileşenlerindeki değişimleri gösteren sütun matrisinin elemanlarıdır. Bu denklem jakobien matrisinin inversi alınarak çözümlenebilir. Yeni gerilim değerlerini hesaplamak için  $\Delta a_k$  ve  $\Delta b_k$  önceki gerilim değerlerine ilave edilir. Bu değerler ile  $P_k$  ve  $Q_k$  veya  $V_k^2$  hesaplanarak işlem istenen hassasiyete ulaşıncaya kadar tekrarlanır. Bu metot kısaca aşağıda açıklanan maddeler halinde özetlenebilir.

1 - İlk Newton - Raphson iterasyonu için Gauss Seidel iterasyonu ile bulunan ve sonraki iterasyonlar için elde edilen gerilim değerleri kullanılarak  $P_k$  ve  $Q_k$  veya  $V_k^2$  ( $k=1$  salınım barası hariç bütün  $k$  değerleri için) (6.4) ve (6.5) denklemleri vasıtası ile hesaplanır.

2 -  $\Delta P_k$  ve  $\Delta Q_k$  veya  $\Delta |V_k|^2$  ( $k=1$  hariç bütün  $k$  değerleri için) (6.6), (6.7) ve (6.8) denklemlerinden hesaplanır. Bütün değerler istenen hassasiyet değerlerinden küçük bir değerde ise iterasyona son verilip  $P_1$  ve  $Q_1$  hesaplanır.

3 – Yeterli hassasiyet sağlanamıyor ise ilk iterasyonda tahmin edilen veya takip eden iterasyonlar için  $P_k$  ve  $Q_k$  denklemlerinin diferansiyelleri alınarak elde edilen kısmi türev ifadelerinde yerine koyularak jakobien elemanları hesaplanır.

4 – Denklem (7.9)'dan  $\Delta a_k$  ve  $\Delta b_k$  ( $k=1$  hariç bütün  $k$  değerleri için) hesaplanır.

5 – Gerilim değişim değerleri önceki değerlere ilave edilerek yeni bara gerilimleri hesaplanır.

Bara admitans değerleri kullanılarak Newton – Raphson metodu ile yapılan analiz gerekli iterasyon sayısı bara sayısından bağımsızdır. Diğer taraftan jakobien elemanlarının hesaplanması zaman alıcıdır ve dolayısı ile de bu metotta iterasyon zamanı dikkate alınacak kadar uzundur.

## KAYNAKLAR

- A, Monticelli, S. Deckman, A. Garcia, B. Stott, Real-time external equivalents for static security analysis. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, PAS-98, March/April 1979, 498-508
- Ata, R., Kocatepe C., Enerji iletim hatlarının hatbaşı gerilimlerinin yapay sinir ağları ile tayini. Elektrik Mühendisliği 6. Ulusal Kongresi, 1996, pp. 65-68.
- Ata, R., Mumyalmaz B., Alçak gerilim fiderlerinin optimum kesit tayininde yapay sinir ağlarının kullanımı. Elektrik Mühendisliği 6. Ulusal Kongresi, 1996, pp. 61-64
- B, Jeyasurya, Artificial neural networks for power system steady-state voltage instability evaluation, Electr. Power Syst. Res. 29 (1994) 85-90
- B, Jeyasurya, Power system loading margin estimation using neural network. In 28th North American Power Symposium. MA: MIT Press, 1994. p. 509-18.
- Cory, B.J., Knight, U.G., Sbrizzai, R., Trovato, M., Towards a neural network based voltage stability assessment, proceedings of the international Conference on Intelligent System Application to Power Systems, 1994, pp. 529-536
- Çakır, H., Elektrik güç sistemleri analizi, Yıldız Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Mühendisliği Bölümü, sayfa 123-126, 1986.
- D, Salantino, R. Srizzai, M. Trovato, M. La Scala, Online voltage stability assesement of load centers by using neural networks, Electric Power Systems Research, 1995, pp. 165-173
- Dobson I, The irrelevance of load dynamics for the loading mardin to voltage collapse and sensitivities. In: Proc. Bulk Power System Phenomena III – Voltage Stability and Security , ECC, Fairfax, VA. August 1994. p. 509-18.
- Ejebe GC, Wollenberg BF. Automatic contingency selection. IEEE. Transactionson Power Apparatus and Systems 1979; PAS-98: 97-109.

- H.B. Wan, A. O. Ekwue, Artificial neural network based contingency ranking method for voltage collapse. Electrical power and Energy systems, Electrical Power and Energy Systems, 1999, pp. 349-354
- H.B. Wan, Y. H. Song, Hybrid supervised and unsupervised neural network approach to voltage stability analysis, Electric Power Systems Research, 1998, pp. 115-122
- Haykin, S., Neural Networks, Bölüm 1, sayfa 1-41, Macmillan College Printing Company, New Jersey, 1994.
- Hong YY, Gau CH. Voltage stability indicator for identification of the weakest bus area in power systems. IEE. Proceedings; Generation Transmission Distribution 1994; 141(4) 305-9.
- Irisarri G, Sasson AM. An automatic contingency selection method for on-line security analysis. IEEE Transactions on Power Apparatus and systems 1981: April(4): 1834-44
- Kaynak O., Efe M. Ö., Yapay sinir ağları ve uygulamaları, Boğaziçi üniversitesi 2000
- Ken Kato, Iraj Dabbaghchi, James K. Robinson, Jagjit Singh, Richard A. Smith, Real-time data exchange for on-line security assessment, IEEE. Transactions on Power Systems, 7(3) August 1992, 1322-1332.
- Kessel P., Glavitch H. Estimating the voltage stability of a power system. IEEE. Transaction on Power Delivery 1986; 1(3): 346-54
- Kocatepe C., Gülez K., Enerji sistemlerinin bilgisayar destekli analizi için deri etkisinin yapay sinir ağı ile yapılan simülasyonu. Elektrik Mühendisliği 6. Ulusal Kongresi, pp. 73-76, 1996
- M.M. Salama, Ebstam M. Saied, M.M. Abou-Elsaad, E.F. Ghariany, Estimating the voltage Collapse proximity indicator using artificial neural network, 5 January 2000
- R. Navarro-Perez, B.J. Cory, M.J. Hort, Voltage collapse proximity analysis using reactive area identification, proceedings: Bulk Power System Voltage Phenomena – Voltage stability and Security. EL-6183, Research Project 2473-21, Section 7, pp. 41-58.
- Rumelhart, D. E., G. E. Hinton ve R. J. Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation ,," Editörler: D. E. Rumelhart ve J. L. McClelland, Parallel Distributed Processing, cilt 1, sayfa 318-362, MIT Press, Cambridge, M. A., 1995.

S. Deckman, A. Pizzolante, A. Monticelli, B. Stott, O. Alsac, Studies on power system load flow equivalencing. IEEE Transactions on power Apparatus and Systems, PAS 99 (6) Nov/Dec 1980, 2301-2310.

Severcan, M. H., Deprem yer hareketi kayıtları ve yapıların tepki kayıtları arasındaki ilişkilerin yapay sinir ağı ile tayini, Yüksek lisans tezi, Eylül 1998

Tamura K, Sakamoto Y., Voltage instability proximity index (VIPI) based on multiple load flow solution in III – conditioned power systems. In: Proc. Of the 27th Conf. on Decision and Control, Austin, TX. 1988 p. 2114-9.

Taylor C.W., 1994, Power System Voltage Stability, McGraw – Hill Inc, New York. 17-40

Usama Hasan, Artificial Neural Networks For Voltage Collapse Monitoring, Imperial College of Science, Technology and Medicine, University of London.

Yalçınöz T., Herdem S., Eminoğlu U., Yapay sinir ağı ile Niğde bölgesinin elektrik yük tahmini, Eleco 2002' Elektrik – Elektronik – Bilgisayar mühendisliği sempozyumu sayfa 25-29, (Elektrik - Bilgisayar) Bursa, 18-22 Aralık 2002.

Ying Fu, T. S. Chung, A hybrid artificial neural network (ANN) and Ward equivalent approach for on-line power system voltage security assessment, Electric power systems research, 1999, pp.165-171