

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ * FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YAPAY SINIR AĞLARI İLE ÇEVRE KOŞULLARI ETKİLİ
BÖLGESEL YÜK KESTİRİMİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

YUSUF ÇİLLİYÜZ

Anabilim Dalı : Elektrik Eğitimi

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Faruk ARAS

KOCAELİ, 2006

**YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ÇEVRE KOŞULLARI ETKİLİ
BÖLGESEL YÜK KESTİRİMİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

YUSUF ÇİLLİYÜZ

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 12 Haziran 2006

Tezin Savunulduğu Tarih: 13 Temmuz 2006

Tez Danışmanı

Üye

Üye

Yrd. Doç. Dr. Faruk ARAS Prof. Dr. K. R. İrfan GÜNEY Prof. Dr. F. Semra ÖZTÜRK

() () ()

ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR

Enerji ihtiyacı, şartlara bağlı olarak olumlu ya da olumsuz bir şekilde sürekli değişim göstermektedir. Enerji planlaması ve buna bağlı olarak tesis için gerekli olan yatırımların göz önünde bulundurulması gerekmektedir. Özellikle bu durum bölgesel bakımdan çok önem taşımaktadır. Çünkü her bölgenin kendine has özellikleri bulunmaktadır. Gelişmekte olan bölgelerin sürekli göç alması, o bölgede sanayinin gelişmesi, elektrik enerjisi kullanım oranının artması ve iklim şartlarının günümüzde değişiklik göstermesi kullanılan yük miktarını önemli derecede arttırmaktadır. Düşük kapasiteli olarak planlanan bir tesise, gelecekte artan yük talebine göre ek bir tesis yapılması zorunlu kılınacaktır. Aynı şekilde çok yüksek kapasiteli olarak planlanan tesisler de o işletim kapasitesine ulaşamayacağından tesis maliyetinin gereksiz yere artmasına neden olacaktır. Bu nedenle bu çalışmada, belirli bir bölgenin nüfus artış hızı, sanayi gelişimi, göç alma, kapasite kullanımı, iklim koşulları gibi kendine özgü özelliklerini kullanarak yük kestiriminin yapılması amaçlandı. Ancak, birçok verinin sağlıklı ve düzenli olmaması nedeniyle sadece çevre koşullarını dikkate alan bir kestirim yapılmak zorunda kalındı. Böylece yük ve çevre koşulları parametreleri göz önünde bulundurulmuş yapıy sinir ağı modeli ile gerçeğe yakın sonuçlar, test sonuçlarından elde edilmiştir.

Lisans eğitimimde üzerimde büyük emeği geçen Marmara Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Dekanı sayın hocam Prof.Dr.K.R.İrfan GÜNEY'e, bana her konuda yardımcı olan Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı başkanı sayın hocam Prof.Dr.F.Semra ÖZTÜRK'e, yüksek lisansa başlamamda beni teşvik eden sayın Ferihan YÜKSEL hanıma, tez çalışmam süresince araştırmalarımda göstermiş olduğu yardımları için ve her zaman maddi–manevi desteğini esirgemeyen, sürekli anlayış gösteren danışman hocam sayın Yrd. Doç. Dr. Faruk ARAS'a teşekkürlerimi sunuyorum.

Bursa ili ile ilgili çalışma yapmam için gerekli olan geçmişe dönük yük verilerini tarafıma sağlayan Bursa TEİAŞ Başmühendisi sayın Erkan GEZMEN'e teşekkür ederim.

Tez süresince yapmış olduğum çalışmada bana yardımcı olan hocam, Teknik Eğitim Fakültesi Dekan Yardımcısı sayın Yrd. Doç. Dr. Melih İNAL'a, tez süresince sürekli yanımda olan ve her türlü desteği sağlayan çalışma arkadaşım Arş.Gör.Kenan KELEŞ'e, programlama aşamasında hiçbir zaman yardımlarını esirgemeyen ve bu konuda beni yönlendiren çalışma arkadaşım Arş.Gör. Mevlüt KARAÇOR'a ve katkılarından dolayı bilgisayar öğretmeni arkadaşım Metin SUNAN'a teşekkürlerimi sunuyorum. Güler yüzleri ile sürekli birlikte çalıştığım tüm çalışma arkadaşlarıma da ayrıca teşekkür ederim.

Hayatımın her anında olduđu gibi eğitim hayatım boyunca da her türlü desteđi sađlayan, maddi ve manevi olarak her zaman yanımda olan ve sürekli moral veren sevgili aileme, özellikle üzerimde çok büyük emeđi geçen sevgili ablacıđım Hülya ÇİLLİYÜZ'e teşekkürlerimi bir borç bilirim.

Yusuf ÇİLLİYÜZ

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	iii
ŞEKİLLER DİZİNİ	v
TABLOLAR DİZİNİ	vi
SİMGELER ve KISALTMALAR	vii
ÖZET	viii
ABSTRACT	ix
BÖLÜM 1. GİRİŞ	1
1.1. Literatür Çalışması	3
1.1.1. Yük kestiriminin tarihsel gelişimi	3
1.1.2. Uzun dönem yük kestirimi ile ilgili çalışmalar	4
1.1.3. Orta dönem yük kestirimi ile ilgili yapılan çalışmalar	5
1.1.4. Kısa dönem yük kestirimi ile ilgili yapılan çalışmalar	5
1.1.5. Bölgesel yük kestirimi ile ilgili yapılan çalışmalar	6
1.1.6. Son yıllarda yapılan çalışmalar	7
1.2. Tezin Amacı	9
BÖLÜM 2. YÜK KESTİRİMİ	10
2.1. Yüklerin Sınıflandırılması ve Özellikleri	11
2.1.1. Yüklerin özellikleri	11
2.2. Yük Kestirimine Etki Eden Faktörler	13
2.3. Talebin Belirlenmesi	14
2.4. Yük Kestirim Teknikleri	16
2.4.1. Zaman serisi analizi	18
2.4.2. Regresyon analizi	19
2.4.2.1. Basit regresyon analizi	20
2.4.2.2. Doğrusal çoklu regresyon	20
2.4.2.3. Eğrisel regresyon	21
2.4.3. Son kullanım yöntemi	21
2.4.4. Ortalama yük artış yüzdesi ile yük kestirimi	22
2.4.5. Ekonometrik yöntemler	22
2.4.6. Gayri Safi Milli Hasıla' ya dayalı yapılan kestirim	22
2.4.7. Yüzeysel yük kestirimi	22
2.4.8. Uzman sistemlerle yapılan yük kestirimi	23
BÖLÜM 3. YAPAY SİNİR AĞLARI MODELİ	24
3.1. Yapay Sinir Ağlarının Tarihi Gelişimi	26
3.2. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri	27
3.3. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı	28
3.4. Yapay Sinir Ağı Hücresi	29
3.4.1. Girdiler	31

3.4.2. Ağırlıklar	31
3.4.3. Net girişi belirleyen fonksiyonlar	31
3.4.4. Aktivasyon fonksiyonu	32
3.4.5. Hücrenin çıktısı	33
3.5. Yapay Sinir Ağı Mimarileri	34
3.5.1. İleri beslemeli YSA	34
3.5.2. Geri beslemeli YSA	35
3.6. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri	36
3.6.1. Doğrusal olmama	36
3.6.2. Öğrenebilme	36
3.6.3. Hata toleransı	37
3.6.4. Kestirim yeteneği	37
3.6.5. Bellek yapısı ve genelleme yeteneği	37
3.6.6. Eğitim	37
3.6.7. Geçerliliğin sınanması	38
3.7. Öğrenme kuralları	39
3.8. Yapay Sinir Ağlarından En Çok Kullanılan Modeller	39
3.9. Yapay Sinir Ağlarının Uygulama Alanları	40
3.10. YSA ile Yük Kestirimi	41
BÖLÜM 4. YSA ile BURSA İLİ İLETİM SİSTEMİNİN YÜK KESTİRİMİNİN GERÇEKLEŞTİRİLMESİ	42
4.1. Yük Kestiriminde Kullanılan Veriler ve Analizi	42
4.1.1. Geçmiş aylık yük verileri	42
4.1.2. Meteorolojik veriler	46
4.1.2.1. Rüzgar verileri	46
4.1.2.2. Nem verileri	49
4.1.2.3. Sıcaklık verileri	52
4.2. Yük Kestirimi İçin Yapay Sinir Ağı Modelleri	55
4.2.1. Çevre koşulları etkili yapay sinir ağı modeli	56
BÖLÜM 5. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRMELER	58
BÖLÜM 6. SONUÇLAR	62
KAYNAKLAR	64
EK – A	69
EK – B	70
ÖZGEÇMİŞ	75

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. Basit bir sinir hücresi.....	29
Şekil 3.2. Biyolojik sinir sisteminin blok gösterimi.....	29
Şekil 3.3. Temel yapay sinir ağı hücresi.....	30
Şekil 3.4. Üç katmanlı ileri beslemeli YSA modeli.....	35
Şekil 3.5. İki katmanlı geri beslemeli YSA modeli.....	36
Şekil 4.1. 1995–2004 yılları arası Bursa Bölgesi yıllık ortalama yük eğrisi.....	43
Şekil 4.2. 1995–2004 yılları arası Bursa Bölgesi aylık ortalama yük eğrisi.....	44
Şekil 4.3. 2004 yılına ait yük eğrisi.....	44
Şekil 4.4. 1995–2004 yılları arası Ocak ayları yük değişim eğrisi.....	45
Şekil 4.5. 1995–2004 Yılları arası Temmuz ayı yük değişimi.....	45
Şekil 4.6. 1995–2004 Yılları arası yıllık ortalama rüzgar hızları.....	47
Şekil 4.7. 1995–2004 Yılları arası aylık ortalama rüzgar hızları.....	47
Şekil 4.8. 2004 Yılına ait aylık rüzgar hızı değişimi.....	48
Şekil 4.9. 1995–2004 yılları arası Ocak aylarının rüzgar hızları.....	48
Şekil 4.10. 1995–2004 yılları arası Ocak aylarının rüzgar hızları.....	49
Şekil 4.11. 1995–2004 yılları arasındaki ortalama yıllık nem oranı.....	50
Şekil 4.12. 1995–2004 yılları arasındaki ortalama aylık nem oranı.....	50
Şekil 4.13. 2004 yılı aylık nem oranı değişimi.....	51
Şekil 4.14. 1995-2004 Yılları arası ocak ayı nem oranı değişimi.....	51
Şekil 4.15. 1995-2004 Yılları arası Temmuz ayı nem oranı değişimi.....	52
Şekil 4.16. 1995–2004 yılları arasındaki ortalama yıllık sıcaklık değişimi.....	53
Şekil 4.17. 1995–2004 yılları arasındaki ortalama aylık sıcaklık değişimi.....	53
Şekil 4.18. 2004 yılı aylık sıcaklık değişimi.....	54
Şekil 4.19. 1995–2004 yılları arası Ocak ayları sıcaklık değişimi.....	54
Şekil 4.20. 1995–2004 yılları arası Temmuz ayları sıcaklık değişimi.....	55
Şekil 4.21. Çevre koşulları ekili yapay sinir ağı yük modeli gösterimi.....	56
Şekil 4.22. Çevre koşulları etkili yapay sinir ağı modeli.....	57
Şekil 5.1. Meteorolojik veriler kullanılarak yapılan yük kestirimi ile test verilerinin karşılaştırılması ile elde edilen hata oranı.....	59
Şekil 5.2. 1995–2004 yılları arası aylık yük karakteristik eğrisi.....	60
Şekil 5.3. Test aralığındaki eğitim sonucunda elde edilen sonuçların gerçek değerlerle karşılaştırılması.....	61

TABLULAR DİZİNİ

Tablo 3.1. Net girişi belirleyen fonksiyonlar	32
Tablo 3.2. Çeşitli aktivasyon fonksiyonları.....	33
Tablo 4.1. 1995–2004 arasındaki aylık yük verisi (MW).....	43
Tablo 4.2. 1995–2004 yılları arasındaki rüzgar hızları(m/s).....	46
Tablo 4.3. 1995–2004 yılları arasındaki aylık ortalama nem oranları(%).....	49
Tablo 4.4. 1995–2004 yılları arasındaki aylık sıcaklık değerleri	52
Tablo 4.5. Gerçek ve test için elde edilen yük verileri.....	57
Tablo 5.1. Eğitim için kullanılan yük verileri	58
Tablo 5.2. Test amacıyla kullanılan gerçek yük değerleri.....	58
Tablo 5.3. Mevcut verileri eğitime girmeden elde edilen sonuçlar ile gerçek değerler arasındaki hata oranları.....	59
Tablo 5.4. 2020 yılına kadar yapılan yük kestirimi	60

SİMGELER ve KISALTMALAR

- a : Regresyon analizindeki Y bağımlı değişkeni eksenini kestiği nokta (α parametresinin kestirimi)
- b : Regresyon analizindeki Y bağımlı değişkeninin doğru eğimi (β parametresinin kestirimi)
- X : Regresyon analizindeki serbest değişken
- Y : Regresyon analizindeki bağımlı değişken
- x : Yapay sinir ağı hücresine dışarıdan verilen girdi
- w : Net çıkışı etkileyen ağırlıklar
- o : Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı
- Π : Net girişi belirleyen çarpım fonksiyonu
- Σ : Net girişi belirleyen toplama fonksiyonu
- f : Aktivasyon fonksiyonu
- b_i : Bias

YAPAY SİNİR AĞLARI ile ÇEVRE KOŞULLARI ETKİLİ BÖLGESEL YÜK KESTİRİMİ

Yusuf ÇİLLİYÜZ

Anahtar Kelimeler : Yük kestirimi, yapay sinir ağları, çevre koşulları

Özet : Günümüzde teknolojinin gelişmesi ile artan enerji ihtiyacının karşılanabilmesi için üretim, iletim ve dağıtım sistemlerinin geleceğe dönük olarak tesis edilmesi gerekmektedir. Bu sistemlerin düzenli bir şekilde tesis edilebilmesi için geçmiş yıllara bağlı olarak artan yük talebi ve meteorolojik veriler göz önünde bulundurularak uzman sistemler aracılığı ile yük kestirimi yapılmaktadır. Bu tezde yapay sinir ağlarının ileri beslemeli geri yayılım algoritmali modeli kullanılarak Bursa İli'ndeki 154kV'luk iletim sistemi için bölgesel olarak çevre koşullarını dikkate alan yük kestirimi yapılmaktadır. Bu çalışmada yapay sinir ağları ile çok fazla matematiksel hesaplamalara ve zamana ihtiyaç duyulmaksızın gerçekleştirilen yük kestirimi, rüzgar, nem ve sıcaklık gibi çevresel değerler ile ilişkilendirilmektedir.

REGIONAL LOAD FORECASTING USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS CONSIDERING WEATHER CONDITIONS

Yusuf ÇİLLİYÜZ

Keywords: Load forecasting, artificial neural networks, weather conditions

Abstract: Today energy production, transmission and distribution systems should be installed to compensate the increasing of energy demand that is caused by the development of technology. The load demand and weather condition data of recent years are used to install the system properly and the load is forecasted by using expert systems. In this thesis, load is forecasted by using the model of the feed forward-back propagation algorithm of artificial neural networks (ANN) by considering regional weather conditions for 154kV transmission system of Bursa City. It has been observed that load forecasting by using ANN does not require much mathematical computation and time. It has been also deduced that weather conditions such as wind, humidity and temperature affect the result of load forecasting.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Son yıllarda meydana gelen önemli iklim değişimleri, özelleştirilen elektrik pazarındaki elektrik tüketim sorununu da oluşturmaktadır. Gerçekte, son yıllarda kaydedilen Temmuz ayına ait en yüksek sıcaklık, nem değerleri ve yaz aylarında fabrikaların çoğunun bakıma girmesi aynı zamana rastlamaktadır. Bu nedenle güçte talep dengesi bundan etkilenmektedir. Diğer bir deyimle aniden oluşan sıcaklık ve nemdeki aşırı değerler aşırı yüklenme durumlarına yol açmaktadır. Bu da elektrik güç şirketlerinin gelecekte kısa süreli elektrik kesintilerine gitmelerine neden olabilecektir.

Günümüzde teknolojinin gelişmesiyle elektrik enerjisi ihtiyacı her geçen gün artmaktadır. Artan enerji ihtiyacını karşılayabilmek için enerji üretim, iletim ve dağıtım sistemlerinin geleceğe dönük olarak yapılması zorunludur. Bu sistemlerin geleceğe dönük olarak tasarlanmasında yıllara bağlı olarak artan yük talebinin göz önünde bulundurulması gerekmektedir.

Dünya ülkelerinin ekonomik gelişmesinin sağlanabilmesi için enerji taleplerinin artması gerektiği öne sürülmüş ve buna bağlı olarak enerji üretimindeki gereksinimlere cevap verilemezse ekonomik gelişmenin olumsuz yönde etkileneceği belirtilmiştir. Gelişmekte olan ülkenin en önemli isteği, dengeli ve kalıcı bir ekonomik büyüme sağlamaktır. Yapılan çalışmalarda ülkelerin milli gelirleri yükseldiğinde enerji tüketiminin arttığı görülmüştür.

Yük kestirimi, enerji üretimi, iletimi ve dağıtımı bakımından kapasitenin planlaması büyük önem taşır. Enerji sistemlerinin geleceğe dönük olarak planlanması uzun bir dönemi kapsayabilir. Bu nedenle yük kestiriminde birçok parametre etkili olabilmektedir. Geleceğe dönük kestirim yapan kişi, gelecekteki talebin büyüklüğünü etkileyecek olan az bilgiye sahip ise verilecek kararlar daha çok önem taşır. İletim

hatlarının planlanması esnasında bölgesel yük kestiriminin iyimser yaklaşım ile yapılması durumunda ileriki yıllarda hattın çekilebilecek olan akım, izin verilebilir akım kapasitesinin çok üstünde olabilecektir. Bu durumda sisteme bağlı olan yeraltı kabloları ve güç transformatörleri gibi işletme araçları zarar görebilir. Yük kestiriminin kötümser yaklaşım ile yapılması durumunda ise hattın yüklenme akımı, izin verilebilir akım kapasitesinin çok altında kalacaktır. Bu durumda tesis edilen hat için öngörülen sınır akımına ulaşılmayacak ve sistem gereksiz yere yüksek kapasitede tasarlanmış olacağından tesis ve yatırım maliyeti önemli ölçüde artacaktır[1].

Yukarıda bahsedilen iki durum için de maliyet çok yüksek olacaktır. Bu nedenle hattın yüklenme akımının geleceğe dönük olarak nasıl artacağı, yanıtı aranan bir soru olarak karşımıza çıkmaktadır. Ülkemizde, enerji iletim sistemi için yapılan akım taşıma kapasitesi hesaplamalarında %65'lik yük faktörü dikkate alınarak işletme araçları seçilmekte ve tesis edilmektedir. Genellikle sistem, bu yük faktörünün altında işletilmekte ise de aşırı yüklenme ve puant saatlerinde %100' e yakın değerler alabildiği gibi, yanlış planlama durumunda kısa süre sonra buna yakın değerlerde işletilmektedir.

Sorunun çözümü için, sağlıklı bir planlama için hassas bir yük kestirimi yapılması önemlidir. Bu amaçla analiz edilen yüklerin özellikleri ve büyüklüklerinin, günlük, aylık vb. dönemsel değişimleri, bölgesel dağılımları çok önem taşımaktadır. Geçmişe ait yük verileri incelenerek bu yüklerin büyüme şekli geleceğe dönük yük kestirimi yaparken en önemli parametreyi temsil etmektedir. Bunun dışında önemli diğer bir nokta olan endüstriyel alanların sisteme girişinin de göz önünde tutulması, yük artışındaki can alıcı noktayı teşkil etmektedir. Bu nedenle yük kestirim çalışmaları önemli yargı ve sonuçları içermektedir[1].

Yapılan yük kestiriminin doğruluğu yükü etkileyen etmenlere, kullanılan yöntemlere bağlıdır. Nüfus yoğunluğu, sanayileşme, iklim şartları, şehir planlamaları, elektriksel araç ve gereçlere yönelme, teknolojik gelişmeler, gayri safi milli hasıla gibi etmenler yükü oldukça etkilemektedir.

1.1. Literatür Çalışması

Yukarıda bahsedilen nedenlerden dolayı yük kestirimi ile ilgili birçok çalışma yapılmıştır. Günümüzde halen farklı yöntem ve sistemler için bir çok çalışma yapılmaya devam edilmektedir.

1.1.1. Yük kestiriminin tarihsel gelişimi

1979 yılında Martino ve arkadaşları, elektrik endüstrisinde kısa ve orta dönem yük kestirimini meteorolojik verilere bağlı geçmiş elektrik yük verilerinden faydalanarak analitik yöntemlerle günlük ve haftalık ortalama yük kestiriminde bulunmuşlardır[2].

1988 yılında Smolleck ve Kim, yük kestirimi için istatistiksel yöntemlere dayalı bilgisayar tabanlı bir program geliştirmişlerdir[3].

1991 yılında Tores ve arkadaşları, kısa dönem yük kestirimini yapay sinir ağları, bulanık mantık ve istatistiksel yöntemlerle yaparak bu yöntemlerden elde edilen sonuçları karşılaştırmışlardır[4].

1992 yılında Lee ve Park, kısa dönem yük kestirimi yapmak için YSA modeli kullanmışlardır. Bu çalışmayı yaparken haftanın günlerini, hafta sonu ve hafta içi günleri olarak iki grupta toplamışlardır. Sonuçta bu günlerin geçmiş yük verilerini kullanarak kısa dönem yük kestirimi gerçekleştirmişlerdir[5].

1995'te Cheok ve arkadaşları, kW aralığında düzensiz yük karakteristiği gösteren uzak alanlardaki şalt sahalarındaki sistemlerde ileri beslemeli geri yayılım algoritmalı yapay sinir ağı kullanarak ortalama %3,9–%13,5'lik hata ile yük kestirimi yapmışlardır. Bu çalışma sonucunda yapay sinir ağlarının öğrenme kabiliyetini belirlemişlerdir[6].

1995 yılında Reinschmidt ve Ling, kısa dönem yük kestirimi için doğrusal ve doğrusal olmayan yapay sinir ağı modeli kullanmışlardır. Böylece bu ağ modellerine etki edecek gerekli verilerin neler olduğunu ifade etmişlerdir[7] .

1996 yılında Atiya, yapay sinir ağlarını ve genetik algoritma sistemlerini kullanarak Mısır'a ait elektrik üretim planlaması için yük kestiriminde bulunmuştur[8].

2000 yılında Kandil ve arkadaşları, uzman sistemler ile uzun dönem yük kestirimini etkileyen faktörlerin etkilerini inceleyerek geleneksel matematiksel yöntemlerle karşılaştırmışlardır[9].

2002 yılında Kandil ve arkadaşları, Mısır'ın yük kestirimini, sıcaklık ve yük değişimine bağlı olarak bulanık mantık ve yapay sinir ağları gibi uzman sistemlerle yapmışlardır ve elde edilen sonuçları karşılaştırmışlardır[10].

1.1.2. Uzun dönem yük kestirimi ile ilgili çalışmalar

1999 yılında Al-Saba ve El-Amin uzun dönem yük kestirimi için YSA modelini kullanarak zaman serisi analizi ile karşılaştırmışlardır[11].

2000 yılında Nagasaka, radyal tabanlı yapay sinir ağı modelini kullanarak Japonya'nın dokuz enerji kurumunun 2001'den 2010'a kadar olan uzun dönemli puant talep kestirimini yapmıştır[12].

2002 yılında Kermansahai ve Ivamiya, geri beslemeli yapay sinir ağı algoritmasını kullanarak Japonya'nın 2002–2020 yılına kadar uzun dönemli yük kestiriminde bulunmuşlardır[13].

1.1.3. Orta dönem yük kestirimi ile ilgili yapılan çalışmalar

1999 yılında Chandrashekara ve arkadaşları, Hindistan'ın Karnataka şehrinin bir bölümünün yapay sinir ağlarının geri yayılım algoritmasını kullanarak aylık bazda orta dönemli bölgesel yük kestirimini gerçekleştirmişlerdir[14].

2001 yılında Gavrilas ve arkadaşları, yapay sinir ağları, bulanık mantık ve geleneksel metotlarla Romanya'nın 48 günlük yük kestirimini gerçekleştirerek sonuçları birbirleri ile karşılaştırmışlardır[15].

1.1.4. Kısa dönem yük kestirimi ile ilgili yapılan çalışmalar

1994 yılında Srinivasan ve arkadaşları, hibrid yapay sinir ağları uygulaması ile günlük yük kestirimini klasik yöntemlerle karşılaştırmışlardır[16].

1995 yılında Park ve arkadaşları, adaptif yapay sinir ağları yöntemini kullanarak kısa dönemli yük kestirimini tatil günleri ve sıcaklıkları göz önünde bulundurarak gerçekleştirmişlerdir[17].

1997 yılında Drezgah ve Rahman, giriş değişkenlerini belirleyerek yapay sinir ağları ile günlük olarak yük kestiriminde bulunmuşlardır[18].

1997 yılında Cook ve arkadaşları, uzman sistemler ve yapay sinir ağları yöntemleri ile Tayvan ülkesinin kısa dönem olarak yapılan yük kestiriminin sonuçlarını karşılaştırmışlardır[19].

1999 yılında Zheng ve arkadaşları, Hibrid Dalgacık–Kalman Filtresi ile günlük yük kestiriminde bulunmuşlardır[20].

2000 yılında Chary Toniuk, verileri dakika, saat ve günlük olarak ele almıştır. Bu verileri kıstas olarak yeni bir yaklaşım olan yapay sinir ağı ile yük hareketini incelemiştir. Meteorolojik şartları da göz önünde bulundurarak çok kısa dönemli yük kestirimi yapmıştır[21].

2001 yılında Kodogiannis ve Anagnostakis, yapay sinir ağı sisteminin geri yayılım algoritmasını kullanarak Yunanistan'ın kısa dönemli yük kestirimini yapmışlardır[22].

1.1.5. Bölgesel yük kestirimi ile ilgili yapılan çalışmalar

1998 yılında Elkateb, istatistiksel, yapay sinir ağı ve bulanık mantık yöntemleri ile Jeddah bölgesinin yerel koşullarını göz önünde bulundurarak orta dönemli yük kestirimini yapmışlardır ve çıkan sonuçları birbirleri ile karşılaştırmıştır[23].

1999 yılında Drezgah ve Rahman, yapay sinir ağı tabanlı Amerika'daki iki elektrik kuruluşunun yerel kestirimini gerçekleştirmişlerdir[24].

2003 yılında Beccali ve arkadaşları, İtalya'nın Palermo kasabası için nem, sıcaklık ve elektrik yük artışları verilerini kullanarak bölgesel kısa dönem yük kestirimini yapay sinir ağlarının çok katmanlı almaç yöntemi ile gerçekleştirmişlerdir[25].

2003 yılında Hsu ve Chen, Tayvan'da yapay sinir ağını kullanarak o bölgenin geçmiş gerçek güç değerlerini, nüfus yoğunluğunu ve maksimum sıcaklığını ele alarak bölgesel bir yük kestirimi yapmışlardır. Ölçülmüş olan bu verileri toplayarak yapay sinir ağı modeli için formülize etmişlerdir[26].

2003 yılında Karacasu ve Hocaoglu yapay sinir ağlarının geri yayılım algoritmasını kullanarak Gaziantep bölgesinin orta dönemli yerel yük talebini değişken şebeke parametreleri ile belirlemişlerdir[27].

2004 yılında Ceylan ve arkadaşları, çok katmanlı almaç tipindeki yapay sinir ağını kullanarak 2002 ve 2003 yıllarına ait gerçek güç ve sıcaklık verileri yardımıyla kısa dönem yük kestirimini gerçekleştirmişlerdir ve bu sonuçları alışlagelmiş regresyon yöntemi ile yapılan kestirim sonuçlarını karşılaştırmışlardır[28].

1.1.6. Son yıllarda yapılan çalışmalar

2004 yılında Vellasco ve arkadaşları, yeni bir hibrid nöro-fuzzy modelini (HNFM) yük verileri, sıcaklık ve tüketim değerlerini göz önünde bulundurarak kısa dönem yük kestirimi probleminin çözümünde kullanmışlardır. Yapay sinir ağları, fuzzy-nöro ve nöral/nöro-fuzzy gibi uzman sistemlerde bulunan sonuçları bu modeller arasında karşılaştırmışlardır. Kullanmış oldukları modelde hata oranının %0,044-%1,95 arasında olduğunu belirtilmektedir[29].

2004 yılında Hamzaçebi ve Kutay, uzun dönemli yük kestirimi çalışması yapmışlardır. Bu çalışmada yapay sinir ağ modeli kullanmışlardır. Buldukları sonuçları Box-Jenkins modelleri ve regresyon analizi teknikleri ile karşılaştırmışlardır. Bu çalışma sonucunda da yapay sinir ağlarının oldukça iyi bir kestirim aracı olduğu ifade edilmektedir[30].

2004 yılında Bhattacharyya ve Thanh, maksimum günlük yük, saatlik yük ve toplam yük olmak üzere üç farklı şekilde kısa dönem yük kestirimi yapmışlardır[31]. Bu yük kestirimini, Vietnam bölgesinin kuzey kesimi için geri yayılım algoritmaları ile beslemeli yapay sinir ağlarını kullanarak yapmışlardır. Bu çalışmadan elde edilen sonuçlar diğer benzer çalışmalardaki sonuçlarla karşılaştırdıklarında daha iyi olduğu belirtilmektedir.

2005 yılında Sisworahardjo ve arkadaşları, elektrik üretimi için doğrusal olmayan regresyon yöntemini kullanarak günlük elektrik yükünün kestiriminde bulunmuşlardır[32].

2005 yılında Nalbant ve arkadaşları, en küçük kareler metodu ile doğrusal, üstel ve kuadratik yaklaşım ile Kütahya için elektrik puant yük kestirimi yapmışlar ve bu yaklaşımları birbirleri ile karşılaştırmışlardır[33].

2005’de Al–Hamadi ve Soliman, koşulların zamana bağlı olarak değişimini ve yük durumunu dikkate almışlardır. Göz önünde bulundurdıkları değerlerle Kalman filtreleme algoritmasını kullanarak kısa dönem yük kestirimi yapmışlardır[34].

2005 yılında Karayiannis ve arkadaşları, kısa dönem yük kestirimi için geçmiş meteorolojik ve yük verilerini kullanmışlardır. Bu verilerle kosinüs radyal tabanlı fonksiyonu içeren yapay sinir ağı modelini kullanarak yük kestirimini gerçekleştirmişler ve çalıştıkları modeli ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli ile karşılaştırmışlardır[35].

2005 yılında Ghiassi ve arkadaşları, dinamik yapay sinir ağı modelini kullanarak orta dönemli ay bazında yıllık yük kestirimi yapmışlar ve kullandıkları modeli diğer yöntemlerle karşılaştırmışlardır[36].

2005 yılında Fausto, çok katmanlı almaç tipi yapay sinir ağı modelini kullanmıştır. Üç katmanlı geri yayılım algoritması aracılığı ile sıcaklık, gün tipi, gün içindeki belirli saatleri ve kullanılan yük miktarını kaydetmiştir[37]. Bu verileri göz önünde bulundurarak turizm sektörünün fazla olduğu aylarla normal durumda olan aylardaki yük kestirimini yapmıştır.

2006 yılında Topallı ve arkadaşları, Türkiye’nin tatil günlerine özgü kısa dönem yük kestirimi için yapay sinir ağları tabanlı hibrid bir sistem geliştirmişlerdir[38].

1.2. Tezin Amacı

Özelleştirilen yerel elektrik şebekeleri ile birlikte, şebekede yaşanma olasılığı yüksek sorunlar oluşabilir. Elektrik pazarında artan rekabet ve kar düşüncesi yeni tesislerin kurulmasını önlediği gibi mevcut tesislerin iyileştirilmesini de geciktirmektedir. Aşırı yüklenmeler veya artan güç tüketiminde şebeke elemanları (yeraltı kabloları, trafolar, hatlar, izolatörler vb.) yıpranmakta ve zarar görebilmektedir. Bu nedenle yerel elektrik şirketleri artık yerel değerlere ve koşullara göre planlama yapmaktadır. Ancak bu sayede şebeke elemanları tesis edilebilir ve sağlıklı işletilebilir bir yapıya kavuşabilir.

Bu amaçla yapılacak yük kestirimi için yerel sahanın yük karakteristik özellikleri, iklim şartları, ekonomik durumu ve benzeri parametrelerinin bilinmesi ve ilişkilendirilmesi gerekmektedir. Bu nedenle dar kapsamlı yani bölgesel yük kestirimleri daha gerçekçi sonuçlar vermektedir. Son yıllarda çalışmalar bu yönde gelişmekte ve yerel koşullara göre yük kestirimi yapılmaktadır. Ancak tüm bu parametrelerin bir arada ilişkilendirilmesi oldukça zordur. Bu işlem için, uzman sistemlerin kullanılması kolaylık sağlayabilir.

Bu çalışmada Bursa İli'ne ait 154kV'luk enerji iletim sisteminin geleceğe dönük olarak orta ve uzun dönemli yük kestirim çalışması çevre koşulları göz önünde tutularak yapılmaktadır. Bu amaçla geçmiş yük ve meteorolojik veriler beraber göz önünde bulundurularak, geri yayılım algoritmaları yapay sinir ağı modeli kullanılarak yük kestirimi gerçekleştirilmektedir.

BÖLÜM 2. YÜK KESTİRİMİ

Yük kestirimi elektrik enerji piyasasının arz, talep, üretim, iletim, dağıtım ve ücretlendirme gibi konularında çok büyük önem taşımaktadır. Güç sistemlerinin planlanması gelecekte sisteme ilave edilebilecek yüklerin kestirimiyle başlar. Yük kestirimi üretim, iletim dağıtım sistemlerinin geleceği yönelik istekleri karşılayabilecek şekilde kapasitelerinin belirlenmesinde gereklidir. Planlama çalışmalarının daha sağlıklı yapılabilmesi için kullanılacak olan talep verileri gerçeğe yakın olarak kestirilmelidir. Etkili bir sistem planlaması için gerek duyulan enerji ihtiyacının ve puant yük miktarının kestirilmesi gerekmektedir[33].

Yük kestirimi konusunda bir çok araştırmalar yapılmaktadır. Ülkemizde beş yıllık kalkınma planlarında yük artışı %8 olarak öngörülmektedir. Sanayi ve nüfus yoğunluğuna sahip bölgeler çoğu zaman öngörülen yıllık yük artış oranına ulaşırken nüfus yoğunluğunun ve sanayinin az geliştiği bölgelerde de öngörülen yük artış talebine ulaşılamamaktadır. Ayrıca ekonomik krizler ve doğal afetler gibi etkenler de yük artış talebini etkilemektedir. Bu sebeple bölgesel yük kestirimi büyük önem arz etmektedir[39].

Enerji kesintisi yaşanmaması için üretim ve dağıtım sistemlerinin düzenli olarak planlamalarının yapılması gerekmektedir. Çünkü yaşamın tüm alanlarında elektrik enerjisine olan bağımlılık bu zorunluluğu doğurmaktadır. Belirli bir yöredeki elektriksel yüklerin artışı etken fakat birbirinden bağımsız olarak işleyen iki nedenden kaynaklanabilmektedir. Bunlardan birincisi o bölgedeki tüketici sayısının artması, diğeri de mevcut tüketicilerin çeşitli sebeplerle daha fazla elektrik enerjisi kullanmalarıdır.

Yük kestirimi için geçmişteki ve şimdiki şartların incelenmesi ve buna bağlı olarak çeşitli bilgilerin bilinmesi gerekmektedir. Kestirimin doğruluğu çok büyük önem

taşımaktadır. Çünkü yapılan kestirimin doğruluğu gerçek değere ne kadar yakın olursa enerji sisteminin kurulum maliyeti ve işletimi o derecede en uygun şekilde gerçekleşecektir. Gerçek değerden ne kadar uzak olursa kestirim zayıf bir nitelik taşır ve kurulum maliyetini arttırarak işletim bakımından sistemin ekonomikliğini azaltacaktır. Kestirimin yapılmasında geçmişe ait alınan verilerin doğru değerler olmasının yanı sıra istatistiksel değerlerin de doğruluğu önem taşımaktadır. Aynı zamanda ülkenin ekonomik büyümesi, gayri milli safi hasıla değerleri ve meteorolojik veriler de kestirimin doğruluğu için büyük önem taşımaktadır. Bu şekilde o bölgenin ihtiyacına göre ne kadar yatırım yapılması gerektiğini de kestirebiliriz. Kestirimin doğruluğu kestirimin yapıldığı bölgedeki elektrik sisteminde büyük sistem ilavelerini belirleyici bir etken olduğu için can alıcı noktayı oluşturmaktadır.

2.1. Yüklerin Sınıflandırılması ve Özellikleri

Gerçekçi bir yük kestirimi yapılabilmesi için kestirim yapılacak bölge yüklerinin çok iyi analiz edilmesi gerekmektedir. Yükler tüketici tipine bağlı olarak ticari, endüstriyel (sanayi), konutsal ve diğerleri olmak üzere dört gruptan oluşmaktadır. Ticari yükler, ticari amaçlar için kullanılan dükkan depo, atölye, ofis gibi tüketicilerden oluşmaktadır. Endüstriyel (sanayi) tüketiciler fabrika ve büyük atölyeler gibi endüstriyel amaçlı kurulmuş işletmelerdir ve kullandıkları yük tipi endüstriyel yük grubuna girmektedir. Konutsal tüketiciler enerjiyi özel amaçlı olarak evdeki ihtiyaçlarını karşılamak için kullanırlar. Diğer tüketici yükleri grubunda ise resmi daireler, sokak, cadde ve karayolu aydınlatması, demiryolları, vakıflar ve buna benzer kuruluşlar bulunmaktadır.

2.1.1. Yüklerin özellikleri

İşletmeler genellikle yüksek bir kurulu güce ihtiyaç duymamaktadırlar. Hizmet sektöründe çalışan ticarethanelerin çoğu mesken tipi tüketicilere benzer özellik göstermektedirler. Bu tür işletmelerde geniş ölçüde ısıtma ve soğutma işlemleri

amacıyla enerji tüketimi olduğundan mevsimlere bağlı olarak yük talepleri farklılık gösterir. Üretim sektöründe çalışan ticarethaneler ise mesken tipi tüketicilerden farklı olarak sanayi tüketici gruplarına benzerler. Bu tür ticarethanelerde ise yük talepleri meskenlere göre oldukça fazladır ve günümüzde bu tür işletmelerin sayısı oldukça fazladır.

Sanayi yüklerinde ise talep edilen güç oldukça yüksektir, öyle ki yeni açılacak bir endüstriyel işletme o bölgenin enerji iletim dağıtım sisteminin yeniden yapılandırılmasını gerektirebilir. Endüstriyel tüketici olarak tabir edilen endüstriyel işletmelerde mevsimsel olarak yük talebinde değişiklikler çok fazla miktarda görülmemektedir. Bu tür işletmelerin yük değişimleri daha çok ekonomik ve doğal afetler gibi faktörlerden etkilenmektedirler.

Konutsal yükler genellikle yıllık olarak sabit bir büyümeye sahiptirler, ancak mevsimsel özelliğine bakıldığında doğrusal olmayan bir değişim gösterirler. Bunun nedeni elektrikli ısıtıcılar, klima ve soğutucuların çok fazla kullanılmasından kaynaklanmaktadır. Özellikle yoğun göç alan bölgelerde konut sayısı hızla artmakta ve buna bağlı olarak da bölgenin enerji gereksinimi büyük oranda artmaktadır. Kırsal kesimlerde kaçak elektrik kullanım oranı yüksek olduğundan buralarda yaşayan kişilerin elektrik ihtiyaçlarını da karşılamaları dengesiz artışa neden olmaktadır. Bu mevsimsel değişimler toplam yükün de değişimine etki etmektedirler. Sistemin büyük oranda etkilenmesi toplam sistem yükündeki konut oranına bağlıdır[40].

Diğer yükler tipinde ise bazı durumlarda mevsimsel değişim göstermektedir. Fakat bu tip yüklerin karakteristik eğrileri doğrusal bir artış göstermektedir.

Teknolojinin gelişmesiyle modern cihazların kullanımının artmasıyla kişi başına düşen enerji miktarında da günümüzde büyük ölçüde artış meydana gelmektedir. Ayrıca iklim koşullarına bağlı olarak yük taleplerinde mevsimsel olarak büyük değişimler görülmektedir[41].

Ekonomik ve sosyal etkiler sistemdeki yük artışlarını önemli derecede değiştirmektedir. Göç olaylarının artması, kişi başına düşen gayri safi milli hasılanın yükselmesi, bölgesel yatırımların arttırılması ve benzeri sebeplerden yük artışı önemli oranda etkilenmektedir.

2.2. Yük Kestirimine Etki Eden Faktörler

Teknolojinin gelişmesi, kişi başına düşen gelirin yükselmesi vb. ile de elektrikli araç ve gereçlerin kullanımı artarak, özellikle klima ve soğutucuların kullanılması ile sistemin daha çok etkilenmesi kaçınılmazdır. Yük taleplerinin artmasında iklim şartlarının etkisi büyük önem taşımaktadır. Bu nedenle yük kestirimi yapacak kişi geçmişe ait verilere sahip olmalıdır[28]. Doğru bir yük kestirimi, model oluşturmadan önce yük kestirimi yapılacak bölgenin yük karakteristiği incelenmelidir. Böylece hangi etmenlerin yükü ne şekilde etkilediği göz önünde bulundurulmalıdır. Şebeke ve tüketici bölgelerin özellikleri birbirinden farklılık gösterdiği için çok sayıda yük kestirim modelleri belirlenebilmektedir.

Yük kestiriminde yapılan hatalar yapılacak olan planlama çalışmalarını da etkileyecektir. Yük kestiriminin hatalı olmasındaki nedenler, yükün değişimine neden olan değişkenlerin belirlenmesinde yapılan hatalar, matematiksel modele bağlı olarak genelleme yapılması ve model için alınan verilerin yetersizliğinden ve yanlış olmasından kaynaklanan hatalar şeklinde sıralanabilir[41].

Yük miktarı, enerji miktarının zamana oranı olarak ifade edilir. Yük kestirim etmenleri kararsız bir yapı sergilediğinden çeşitli engeller ortaya çıkmaktadır. Çekilecek olan maksimum (puant) yük talebi direkt olarak kestirilebilir fakat çok fazla değişim gösterebilmektedir[40].

Çok sayıda belirsiz parametreler ışığında, geleceğe yönelik enerji tüketim modelleri ile kestirim yapmak zordur. Artan enerji tüketimi yaşam standardının yükselmesi,

sağlık, hijyen, ekonomi, kültür seviyesinin yükselmesinin işaretidir. Ayrıca ekonomideki yapısal değişim ve enerji tüketen proseslerdeki ilerlemeler enerji yoğunluğunda bir azalmaya yol açmaktadır. Enerji tüketiminin çevre ve iklim üzerine olan etkileri de dikkate alınmalıdır[42].

Yukarıda yapılan açıklamalar ışığında yük kestirimine etki eden faktörler aşağıda sunulmaktadır;

- a- Nüfus artışı
- b- Yük yoğunluğu
- c- Alternatif enerji kaynaklarının kullanımı
- d- Toplumsal gelişim (Göç, ekonomik büyüme vb.)
- e- Geçmişteki veriler (Yük talebi istatistikleri)
- f- Çevresel faktörler (İklimsel faktörler)
- g- Endüstriyel planlar
- h- Şehir planları
- i- Arazi kullanımı

2.3. Talebin Belirlenmesi

Talep belirlenmesi başlığı altında yapılan tüm çalışmalarda, kısa–orta–uzun vadede bölgenin ya da ülkenin enerji talebinin hangi değere ulaşacağını gerçeğe yakın olarak kestirilmesi öngörülmektedir[43].

Çok kısa dönem yük kestirimi, yakın geleceğin kestiriminde kullanılmaktadır. Genellikle çalışma programlarının hazırlandığı üretim birimlerinde, kapasite ve işletme durumlarının belirlenmesinde ve bakım programlarının kontrol edilmesinde kullanılır.

Kısa dönemli yük kestirimi günlük kestirimlerdir. Enerji üretimi ve dağıtımının verimli ve emniyetli olarak yapılmasını sağlar. Yani bu kestirimin yapılması için genel olarak geçmişe ait saatlik, günlük ve haftalık yüklerin bilinmesi gereklidir.

Orta dönemli yük kestirimi, haftalık ve aylık kestirimlerdir. Enerji santralleri ve trafo merkezleri arasındaki yük paylaşımının en verimli şekilde yapılmasını sağlar. Aylık, üç aylık şeklinde yapılmaktadır.

Uzun dönemli yük kestirimi, yıllık veya daha uzun dönemler için yapılmaktadır[30]. Uzun dönem yük kestirimlerinde çok fazla belirsizlik olduğu için kesin duyarlı ve sağlam bir kestirim yapmak mümkün değildir. Bir kestirimin çok kapsamlı tek bir öngörüye bağlı olarak yapılması risk oluşturabilmektedir. Koşullar değiştikçe planı etkileyen tüm faktörlerin sürekli değişimi gerekmektedir.

Geçmişe ait veriler kullanılarak yapılan uzun dönemli yük kestirimi yıllık veya daha uzun dönemleri kapsamakta ve yük kestirimleri kaynak planlaması ve üretim genişletilmesi ile yapılmaktadır. Bu yük kestirimleri ülkeden ülkeye ve tesislerde farklılık göstermektedir. Bu verilerin farklılık göstermesinin nedeni o bölgenin özelliklerini taşıdığı içindir[44]. Uzun dönemli yük kestirimleri yapılırken ne kadar çok veri kullanılırsa kestirim o derecede iyi sonuç vermektedir.

Orta ve uzun dönemli yük kestirimi alanında kısa dönemli yük kestirimine göre çok fazla çalışma bulunmamaktadır. Orta dönemli yük kestirim modellemesi için literatürde birçok yöntemler sınıflandırılmıştır. Bunlar ekonomik analiz, enerji kestirimi, uzun dönem planlama, yönetim ve enerji politikaları üzerinedir. Bazı bölgelerin sosyoekonomik şartları hızla değiştiğinde enerji talebi de değişmektedir. Geçmişteki aylık yükler ve iklim şartlarının ilişkisi de enerji talebini etkilediği de unutulmamalıdır[36].

2.4. Yük Kestirim Teknikleri

Yük kestirim teknikleri, gelecekteki yüklerin değerlerini belirlemek için geliştirilmişlerdir. Enerji sistemi planlamasında kullanılan yük kestirim yöntemleri ekstrapolasyon, korelasyon veya her ikisinin kullanımına dayanmaktadır. Ekstrapolasyon teknikleri geçmişteki verilere uygun olarak, büyüme eğilimini yansıtan eğri uydurma yöntemleridir. Korelasyon tekniklerinde, sistem yükleri ile çeşitli toplumsal ve ekonomik faktörler arasında ilişki kurulur. Genel olarak enerji talebi kestiriminde çeşitli tüketicilerin karakteristikleri farklı olduğundan ilk önce ayrı ayrı yapılır, sonra bu kestirimler birleştirilerek toplam kestirime geçilmektedir.

Yük kestiriminde kullanılan verilerin doğrusal olmaması nedeniyle yapılan çalışmalar zorlaşmaktadır. Yük kestirimi için kullanılacak olan kestirim tekniği, yukarıda da bahsedildiği gibi gelecekteki yük talebinin belirlenmesinde önemli rol oynamaktadır. Yükün cinsine ve değişimine bağlı olarak kullanılan bir yöntem diğerlerine göre daha iyi olabilmektedir. Yükün cinsine yani davranışına göre uygun bir eğri çıkartılması veya olası bir modelin seçilmesi gerekmektedir. Üzerinde durulan bölgenin yük kestirimi için, elektrik şebekelerinin birbirinden farklı özellik göstermesi göz önünde bulundurularak sistemin yapısı incelenmelidir. Kestirimin doğruluğu büyük oranda kestirim yöntemine bağlı olduğundan en uygun tekniği seçmek için kullanılacak olan yöntemlerin karakteristikleri bilinmelidir. Elektrik enerjisi sadece zamanın bir fonksiyonu olmayıp diğer sosyal ve teknolojik değişimlerden, ekonomik büyüme ve iklim koşullarından da etkilenmektedir. Bununla beraber nüfusun artışı ve hayat standardının yükselmesi ile birlikte elektrikli cihazların kullanımının artması da yük talebinin artmasına neden olmaktadır[40].

Yük kestirim çalışmalarının başladığı zamanlarda, zamanla haftalık, günlük hale gelmiş ve tüketimin daha da yakından izlenmesi imkanı sağlanmıştır. Dağıtım ve iletimde meteorolojik koşullar da çok önemlidir; kapalı bir hava veya güneşli bir hava büyük sıcaklık farklılıklarına yol açar ve bu da milyonlarca konutun ısıtma ve aydınlatılmasında rol oynar.

İleriye dönük yük kestirimleri mümkün olduğunca doğru bir şekilde gerçekleştirilebilmek için gerekli bütün bilgiler toplanmalıdır. Bu bilgiler şu konuları kapsamalıdır:

Geçmiş durum : Çalışma alanındaki bölgelere ait geçmiş yılların yük ve enerji tüketim değerleri ve bunların tüketici sınıflarına dağılımı, artış hızları alınmalıdır.

Mevcut Durum: İndirici merkezlerde fiderlere takılan optik sayaçlar ile fider ve merkez yükleri hassas bir şekilde ölçülmeli, günlük yük eğrileri elde edilerek puant ve yük faktörü bulunmalıdır.

Geleceğe yönelik olarak : Bölgesel iklim koşulları nüfus yoğunlukları ile artış hızları ve bunların getireceği yük artışları göz önüne tutulmalıdır[45].

Genelde kullanılan kestirim yöntemleri aşağıdaki gibidir:

- a- Zaman Serisi Analizi
- b- Regresyon Analizi
- c- Son Kullanım Yöntemi
- d- Ortalama Yük Artış Yüzdeleri ile Kestirim
- e- Ekonometrik Yöntemler
- f- Gayri Safi Milli Hasılaya Dayalı Yapılan Kestirim
- g- Yüzeysel Yük Kestirimi
- h- Uzman sistemlerle yapılan yük kestirimi

2.4.1. Zaman serisi analizi

Zaman serisi yaklaşımında elektrik tüketimleri ekstrapolasyon teknikleri kullanılarak yapılmaktadır. Bu işlem gerçekleştirilirken, büyüme eğilimini(trend) yansıtmak için tarihsel veriler düzenlenerek bunlar için en uygun olan fonksiyon elde edilmeye çalışılır. Zaman serileri istatistik verilerin oluş zamanları alınarak sıralanması ile elde edilmektedir. Bu serilerin analizinde gözlemler geçmişe ait verilerden oluşur, belirli bir zamandaki gözlemlerin değerleri ve genellikle analizler için eşit zaman aralıkları ele alınmaktadır. Serideki dalgalanmalar sadece tesadüfi etkenlerden ileri gelmemektedir. İktisadi olaylarla ilgili zaman serilerinin analizi dalgalanmaların dört hareketin bir arada gösterdikleri etkiden meydana geldiklerini varsaymaktadır. Bunlar eğilim, dönemsel değişmeler, mevsimlik değişmeler, tesadüfi ve arazi değişmeleridir.

Eğilim, uzun bir zaman devresi içinde zaman serisinin belirli bir yönde gösterdiği genel eğilimdir. Eğilim(trend) analizi, bir zaman serisinin uzun dönemdeki ana eğilimi olarak tanımlanıp bir doğru veya bir eğri ile ifade edilmektedir. Ayrıca eğilimin önemli bir özelliği her iki durumda da kararlı oluşudur. Eğilimi etkileyen faktörlere bünyesel faktörler denir.

Dönemsel değişmeler, bir eğilim doğrusu etrafındaki uzun dönem dalgalanmalara denir. Bu hareketler mevsimsel değişimlere benzer şekilde dönemsel olarak tekrarlanırlar da, dönemlerin uzunluğu ve sürelerinin belirsizliği ile dikkati çekmektedir.

Mevsimlik değişmeler, on iki aylık dönem içerisinde oluşan az yada çok düzenli iniş ve çıkışlar olarak tanımlanır. Bu dalgalanmalar doğal sosyal veya sanal nedenlerle ortaya çıkmaktadır. Yıllık olarak düzenlenen zaman serisinde mevsimlik dalgalanmalar görünmemektedir.

Zaman serilerinin üzerine düzensiz değişmeler denilen arazi ve tesadüfi hareketlerin etkisi vardır. Belirli faktörler dışında kalan ve varlığı daha önce kestirilemeyen ve

etkisini devamlı olarak göstermeyen olayların sonucunda ortaya çıkar. Bunlar grev, devalüasyon, doğal afetler vb. siyasal, ekonomik veya doğal nedenler olabilir. Zaman serisi analizi ile eğilim, dönemsel değişimler, mevsimlik değişimler hesaplanabilir fakat rastlantısal değişimler hiçbir şekilde hesaplanamaz[41].

2.4.2. Regresyon analizi

Serbest değişkenler ile bağımlı değişkenler arasındaki ilişki matematiksel bir fonksiyon olarak elde edilir. Kullanılacak fonksiyonun katsayılarını tespit etmek için en küçük kareler yöntemi kullanılır.

Regresyon analizi için önce, belirli bir model halinde, fonksiyon biçimine karar verilmelidir. Bu model bir yada çok sayıda serbest değişkenli, doğrusal yada eğrisel toplanabilir ya da toplanamaz şekilde olabilir. Fonksiyon biçiminin kararlaştırılmasında grafik çiziminden yararlanılabilir. Regresyon analizi ile, bir değişkenin başka bir veya birkaç değişken karşısında farklı durumlar, sürekli bir fonksiyon halinde belirtilmelidir. İncelenen değişkenler arasında bulunduğu düşünülen ilişki varlığı, yönü biçimi ve standart hatası belirlenebilmektedir. Gözlenmesi ve ölçülmesi güç olan bir değişkenin belirli koşullardaki değeri, diğer değişkenler yardımıyla kestirilebilir. Regresyon varlığı ve standart hatasının küçük görülmesi değişkenler arasındaki bir neden sonuç ilişkisi olduğu kanıtlanamaz. Aralarındaki ilişki; bir yönlü etkiden yada karşılıklı etkileşimden gelebileceği gibi, ortak bir yada birkaç neden yüzünden birlikte değişme yada birbirini izleme hali olabilir. Değişkenler arasındaki ilişki ne kadar kuvvetli ise regresyon denklemi ile yapılacak kestirimlerin hatası o kadar küçülecek, ilişki zayıfladıkça kestirimlerin hata payı büyüyecektir.

2.4.2.1. Basit regresyon analizi

Basit regresyon analizinin amacı, iki değişken arasındaki gerçek ilişkinin aşağıdaki denklemden de görüleceği gibi doğrusal bir bağıntı yardımıyla bir kestirimi elde etmektir. Başka bir deyişle, değişkenler arasında bulunduğu kabul edilen doğrusal ilişkiyi,

$$Y = a + bX \quad (2.1)$$

ile gösterilirse, regresyon sonucu ortaya çıkacak olan a ve b katsayıları gerçek α ve β parametrelerinin birer kestirimi şeklinde olacaktır. Bilindiği gibi doğrusal fonksiyonda a, fonksiyonunun Y eksenini kestiği noktayı; b ise doğrunun eğimini ifade etmektedir. Serpilme diyagramı vasıtası ile tespit edilen doğrusal bir ilişki çok sayıda doğru ile gösterilebilir. Ancak ilişkiyi en iyi belirleyecek denklem, en küçük kareler metodu yardımıyla tespit edilecek olan denklemlerdir. Bu kritere göre çizilen eğriden serpilme diyagramındaki noktalara olan dikey uzaklıkların karelerinin toplamı minimum olacaktır. Fakat doğrunun bir kritere göre çizilmiş olması uyumun da iyi olması anlamına gelmez. Kriter olarak noktalardan uzaklıkların toplamından değil karelerin toplamının kullanılmasının sebebi, gerçek uzaklıkların göz önüne alınabilmesidir. En küçük kareler yöntemi kullanılarak, doğru denklemindeki a ve b parametreleri aşağıdaki formülde olduğu gibi hesaplanabilir.

$$\sum(Y - (a + bX))^2 = \min \quad (2.2)$$

2.4.2.2. Doğrusal çoklu regresyon

Çoklu regresyon birden fazla bağımsız değişken ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$) ile bir bağımlı değişken (Y) arasındaki ilişkiyi verir. Burada her bir bağımsız değişkenin bağımlı değişkenle doğrusal ilişkisi,

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (2.3)$$

şeklinde doğrusal fonksiyondur ve basit analizden farklı olarak bir regresyon katsayısı (b) yerine n tane net veya kısmi regresyon katsayısı içermektedir. Bu regresyon analizinde olduğu gibi çoklu regresyon analizinde olduğu gibi çoklu regresyon analizinde de a ve b₁ katsayılarını hesaplayarak regresyon fonksiyonuna varmak için en küçük kareler metodu kullanılabilir.

2.4.2.3. Eğrisel regresyon

X serbest değişken ile Y bağımlı değişken arasındaki ilişkinin eğilimi bir eğri biçiminde görülürse, bu iki değişken arasındaki bağıntı;

$$Y = a + bX + cX^2 \quad (2.4)$$

şeklinde ikinci derece bir parabol veya daha genel olarak

$$Y = a + bX + cX^2 + dX^3 + \dots \quad (2.5)$$

gibi, toplanabilir bir polinom modeli ile verilebilir. Eğrisel regresyonun a,b,c, ...n katsayıları da yine örnekleme yoluyla saptanan X ve Y ölçü değerlerinde ve en küçük kareler yöntemi ile hesaplanır.

2.4.3. Son kullanım yöntemi

Bu yöntem oldukça detaylı veri bilgilerini gerekmektedir. Bu yöntem ile tüketiciler için gerekli enerji miktarı çok detaylı olarak hesap edilmek zorundadır. Bu yöntemde yük kestirimi gerçekleştirilecek bölgedeki tüketicilerin, yük talep özellikleri tek tek belirlenmelidir. Bölgedeki yük talep özellikleri ile ilgili verilerin toplanması çok zor olacaktır. Böylece istenilen sonuçları vermesi pek beklenmemektedir. Bu nedenle bu yöntem çok kullanışlı olmayıp literatürde pek kullanılmamıştır.

2.4.4. Ortalama yük artış yüzdesi ile yük kestirimi

Bu yöntemde geçmiş yıllardaki tüketilen enerji değerlerindeki yıllık artış oranlarının ortalamaları bulunarak ileriye yönelik kestirimler yapılmaktadır. Ancak bu yöntemle sabit bir artış değeri öngörüldüğünden, yapılacak yük kestirim sonuçları ile gerçek değerler arasında büyük farklılıklara rastlanmaktadır. Bu nedenle bu yöntem yük kestiriminde pek kullanılmamaktadır.

2.4.5. Ekonometrik yöntemler

Ekonometrik yöntemler değişkenler arasında ilişkilendirme yaparak bunlardan matematiksel bir fonksiyon oluşturulmasını sağlar. Elektrik enerjisi talebi sadece zamanla tüketici sayısının artmasıyla değil, ekonomik ve sosyal değişimlerden, teknolojik gelişmelerden ve çevre şartlarından da etkilenmektedir. Ancak ekonomik göstergeler tek başına yük kestirimi için yeterli bir yöntem değildir. Bu göstergeler gerçekçi bir yük kestirimi için gerekli parametrelerden biridir.

2.4.6. Gayri Safi Milli Hasıla' ya dayalı yapılan kestirim

Belli bir döneme ait GSMH'nin ortalama büyüme hızı ile elektrik tüketiminin ortalama büyüme hızı bulunur. Bu iki büyüme hızını arasındaki ilişki katsayı olarak tespit edilir ve bu katsayı yardımıyla yük kestirimi gerçekleştirilir. Bu yöntem ile dar kapsamlı bir kestirim yapılması oldukça zordur[45].

2.4.7. Yüzeysel yük kestirimi

Bu yöntemde önemli olan, yük kestirimi ve büyüme karakteristiğidir. Bu yöntem ile yük kestirimi yapılacak bölgenin tüketici karakteristiği çok büyük önem taşımaktadır. Çünkü bu yöntemde tüketici karakteristikleri sınıflandırılarak yük kestirimi gerçekleştirilmektedir. Tüketici karakteristikleri ayrıntılı olarak tespit edilme zorunluluğu olduğundan dolayı bu yöntemde veri toplamak gayet zahmetlidir.

Bu yöntemde ekonomik, sosyal ve teknolojik gelişmeler yük kestiriminde kullanılan veriler arasında bulunmadığından gerçekçi bir yük kestirimi elde etmek zordur.

2.4.8. Uzman sistemlerle yapılan yük kestirimi

Elektrik enerjisi üretim genişletme planlaması, yüksek derecede kısıtlanmalı, doğrusal olmayan, ayırık yapılı, dinamik ve bilgisayar kullanımını gerekli kılan bir optimizasyon problemidir. Bu nedenle yapılacak olan kestirimlerin düzenli ve hızlı bir şekilde olması gerekmektedir. Uzman sistemlerle yapılan yük kestirimleri hem zaman açısından hem de doğruluk açısından büyük fayda taşımaktadır. Yük kestiriminde kullanılan uzman sistemlerden yapay sinir ağları, genetik algoritmalar ve bulanık mantık yöntemleri kullanılarak literatürde birçok çalışma yapılmıştır. Bu yöntemler ile yük kestirimine etki eden parametreler bir fonksiyon olarak tanımlanarak kestirim işleminde kullanılabilir. Ayrıca birçok parametre yük kestiriminde kullanıldığından yapılan yük kestirimi gerçeğe daha yakın sonuç verebilmektedir. Günümüzde yük kestiriminde daha çok uzman sistemler kullanılır hale gelmiştir.

BÖLÜM 3. YAPAY SİNİR AĞLARI MODELİ

Yapay sinir ağları (YSA) günümüzde çok fazla ilgilenilen yapay zekanın bir çalışma dalı olup birçok probleme çözüm üretebilecek yeteneğe sahiptir. Genel anlamda YSA, beynin öğrenme işlevini yerine getirme amacıyla yapılan bir benzetim sistemidir.

Bir sinir ağı, işlem birimlerinden oluşan, deneyimsel bilgileri biriktirmeye yönelik doğal bir eğilimi olan ve bunların kullanılmasını sağlayan yoğun bir şekilde paralel dağıtılmış bir işlemcidir. Bu işlemci iki şekilde beyin ile benzerlik göstermektedir [46].

1. Bilgi, ağ tarafından bir öğrenme süreciyle elde edilir.
2. Elde edilen bilgileri biriktirmek için sinaptik ağırlıklar olarak da bilinen işlem birimleri arası bağlantı güçleri kullanılır.

Bir YSA, paralel olarak çalışan birçok işlem biriminden oluşan ve fonksiyonu, ağı yapısı, bağlantı ağırlıkları ile gerçekleştirilen algoritmadır[47].

İnsan beyni; öğrenme, birleştirme, uyarlama ve genelleştirme yeteneği nedeniyle son derece karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel dağıtılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tanımlanabilir. Beynin bilgi işleme yöntemine uygun olarak YSA, bir öğrenme sürecinden sonra bilgiyi toplama, işlem birimleri arasındaki bağlantı ağırlıkları ile bu bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip paralel yapıda bir işlemcidir ve temel amacı bir girdi setine karşılık gelebilecek bir çıktı seti belirlemektir. Bunu için ağ, üzerinde durulan olayın örnekleri ile eğitilerek genelleme yapabilecek duruma getirilir. Öğrenme süreci, arzu edilen hedefe ulaşmak için YSA ağırlıklarının yenilenmesini sağlayan öğrenme algoritmalarını içerir. Genelleme, eğitim yada öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için YSA'nın

uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu üstün özellikleri ile YSA, karmaşık problemleri çözebilme yeteneği sonucu, günümüzde bir çok alanda uygulama yeri bulmuştur.

Geleneksel hesaplama yöntemlerinin aksine, YSA bir eğitim setinden çözümü öğrenerek, alternatif bir hesaplama biçimi sunar. Bu fikir biyolojik sinir sisteminin özellikle insan beyninin çalışma biçiminden esinlenilmiştir. Benzetilen sinir hücrelerinin çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanılarak ağı oluştururlar. YSA, veriler arasındaki bilinmeyen ilişkileri ortaya çıkartır. Diğer bir ifadeyle girdi ve çıktı değişkenleri arasında herhangi bir ön bilgiye ihtiyaç duymadan doğrusal olmayan modellemeyi sağlayabilmektedir[48].

YSA'lar, sinir hücrelerinin kendi aralarında çeşitli şekillerde bağlanarak katmanlar halinde tasarlanır. Merkezi sinir sisteminin, problemleri çözebilmek için gerekli olan öğrenme özelliği bulunmaktadır. YSA öğreneceği bilgiler hakkında ilişkilendirmeyi yapacak iç kuralları kendi üretir ve bu kuralları, bunların sonuçlarını örneklerle karşılaştırarak düzenler. Yapay sinir ağı hücresinde temel olarak dış ortamdan ya da diğer işlem birimlerinden alınan veriler yani girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkışlar bulunmaktadır.

YSA, diğer sistemlere göre bazı işlemlerde daha iyidir. Özellikle eksik verilere sahip, genellikle insanların sezgisel temeline dayanan, bulanık veya çok yüksek karmaşıklıkta problemlerde iyi sonuçlar verir. Ayrıca YSA'lar, doğrusal olmayan sistemlerde oldukça iyi sonuç verdiği için eldeki verilerden hareketle, bilinmeyen ilişkileri akıllıca hemen ortaya çıkarabilmektedir. Bu özellikleri nedeni ile daha karmaşık problemleri doğrusal tekniklerden daha az hata ile çözebilirler.

Düşük hata toleransı sergiledikleri için gürültülü ve eksik verilerle doğrusal olmayan problemlerin çözümünde, bir defa eğitilerek kestirim ve genelleştirmelerde yüksek ölçüde verim sergilerler. YSA'lar bir çok alanda kullanılabilir. Bir örnekten hareketle diğer örneklerdeki benzerlikleri doğru olarak anlayabilmektedirler. Genelleştirme

yapabilmesi iyi bir özelliğidir. Çünkü, gerçek dünya verilerinde sürekli olarak gürültü ve bozucu etkiler bulunabilir.

Bu çalışmada kullanılan Çok Katmanlı Almaç (ÇKA), giriş ve çıkış katmanları arasındaki ilişkiyi öğrenir. Bu şekildeki eğitime 'öğreticili eğitim' denir. Bu sistemlerde çıkışların, eğitimdeki veri setinde yer alan istenen değerlere eşit olması beklenir. Eğitim işlemi boyunca, ağırlık değerleri istenen çıkışları verecek şekilde ayarlanır.

3.1. Yapay Sinir Ağlarının Tarihi Gelişimi

1943 yılı YSA'nın gelişiminin başlangıç yılı olarak kabul edilmektedir. Bu tarihte McCulloch ve Pitts, ilk hücre modelini geliştirmişlerdir. Hebb, 1949 yılında hücre bağlantılarını ayarlamak için ilk öğrenme kuralını önermiştir[49].

1958'de Rosenblatt, almaç (perceptron) modelini ve öğrenme kuralını geliştirerek, bugün kullanılan kuralların temelini oluşturmuştur.

1960–1962 yılında, Widrow ve Hoff tarafından Uyarlamalı Doğrusal Birleştirici (ADaptive LINEer Combiner–ADALINE) ve En Küçük Kareler (Least Mean Squares–LMS) yöntemini geliştirildi. 1969 yılında, Minsky ve Papert, almaçın kesin analizini yaptı ve karmaşık mantıksal fonksiyonlar için kullanılamayacağını ispatladılar. Bunun üzerine, yapay sinir ağları üzerine yapılan çalışmalar hemen hemen durma noktasına gelmiştir.

1960 yılının ortalarından, 1980 yılının başına kadar bir durgunluk dönemi yaşanmıştır. Çalışmaları büyük ölçüde azaltan bu durgunluğun en önemli faktörlerinden birisi, YSA'nın bilgi işlemede alternatifi olan günümüzün sayısal bilgisayarlarının, yarı iletken teknolojisi ile yoğun, büyük çapta ucuz ve güvenilir gerçekleştirme imkanını bulmasıdır. Seri olarak çalışan hızlı birimlerden oluşmuş

sayısal bilgisayarlar, aritmetik işlemlerde yüksek hız, kapasite ve güvenilirlik sağlamışlardır.

1982 yılında Hopfield YSA'nın birçok problemi çözebilecek kabiliyeti olduğunu göstermiştir. En iyileme gibi teknik problemleri çözmek için doğrusal olmayan Hopfield ağını geliştirmiştir.

1982–1984 yılında Kohonen Kendi Kendini Organize Eden Ağlar'ı (Self–Organizing Map–SOM) tanımladı. Kendi adıyla anılan eğiticişiz öğrenme algoritmasına sahip bir ağ geliştirmiştir.

1986 yılında Rumelhart geriye yayılım algoritmasını yeniden ele almıştır. 1988 yılında Chua ve Yang hücreşel sinir ağlarını geliştirdiler.

1990 yılında sağlanan önemli ilerleme yapay sinir ağları alanında daha ileri araştırmalar için gerekli bilgi birikimini sağlamıştır. Sinir sistemi tabanlı işlemciler oluşturulmakta ve komplike problemlerin çözümüne yönelik uygulamalar gelişmektedir. Son 15 yıllık zaman içinde YSA'ya olan ilginin arttığı görülmektedir.

3.2. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri

Yapay sinir ağlarının en önemli işlevlerinden birisi eğitime işlemdir. YSA'nın özellikleri uygulanan ağ modeline göre değişmektedir. Örnekleri kullanarak ilgili olaylar hakkında genelleme yaparak öğrenme işlevini gerçekleştirirler. Bu ağlar, ilk olarak eğitilip sonra da sağlıklı çalışıp çalışmadığı test edildikten sonra güvenle kullanılır hale getirilir. Genelleme özelliğı olduğu için kendisine gösterilmemiş örnekler hakkında çıktı üretebilir. Eğitim sırasında kullanılan algoritmalar probleme bağılı olarak öğrenme kuralının yapay sinir ağları tarafından nasıl kullanılacağını belirtir.

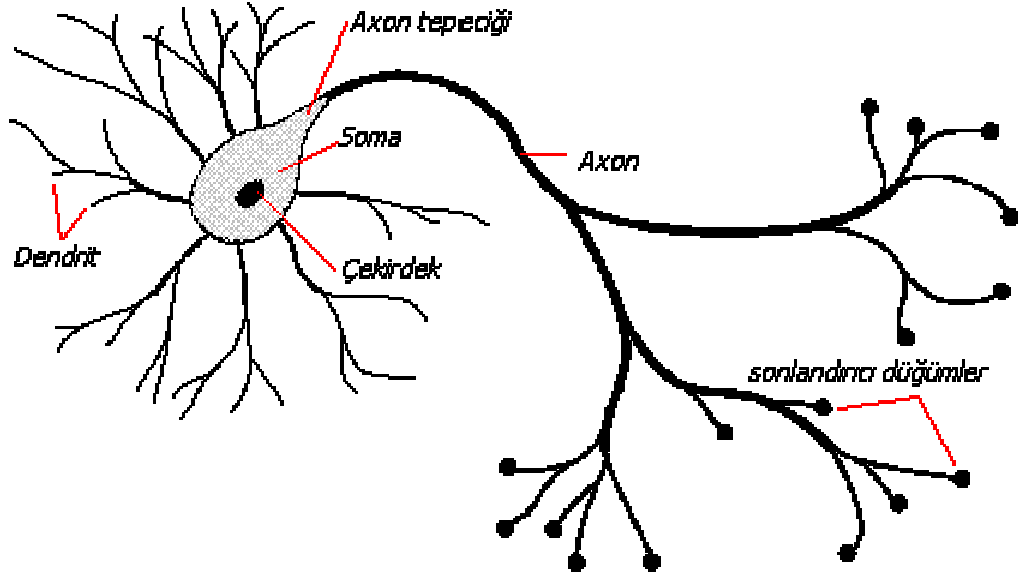
YSA eğitildikten sonra eksik verilerle de çalışabilir, kendisine gösterilen durumlara uyum sağlamasını ve yeni olayları öğrenmesini sağlar. Bu ağlar sadece sayısal ifadelerle çalışabilmektedir. Eğer veriler sembolik ifadeler veya resim türünden ise sayısal gösterime çevrilmeleri gerekmektedir.

Ağın örnekler üzerindeki hatasının belirli bir değerinin altına indirilmesi eğitimin tamamlandığını göstermek için yeterlidir ama bu eğitimin en iyi düzeyde gerçekleştirildiği kesin olarak söylenemez.

Bir ağın genelleştirme yeteneğini sağlayabilmesi ve çıkış hatasını minimum yapabilmesi en uygun sayıda işlem birimi uygun eğitim süresi gerektirmektedir. Ağın genelleştirme yeteneği en fazla işlem birimi ile elde edilir anlamına gelmez. Ağdaki işlem birimi sayısı uygun değerden fazla olursa ve eğitim için çok fazla tekrarlama işlemi yapılırsa aşırı uyum oluşur. Bu durumda test işlemindeki giriş ve çıkışlar arasındaki ilişki çok iyi olmasına rağmen genelleştirme sonucu iyi olamamaktadır.

3.3. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Biyolojik sinir ağının temeli olan bir sinir hücresi nöron olarak adlandırılır[5]. Aşağıdaki şekilde şematik diyagramı gösterilen tipik sinir hücresi üç ana bölümden oluşur. Bu bölümler soma olarak adlandırılan hücre gövdesi, akson ve dendritlerden oluşur. Dendritler, ağaç dalları biçimindedir, sinir hücresinin gövdesi etrafında uzun çalılar görünümündedirler. Dendritler üzerinden girişler alınır, soma tarafından girişler işlenir. Sinir hücresindeki işaretleri taşıyan uzun bir sinirsel bağlantı halindeki akson ise, işlenen girişlerini çıkışa aktarır. Akson–dendrit bağlantısına ise synapse denir. Synapselar, sinir hücreleri arasındaki elektrokimyasal bağlantıyı sağlamaktadırlar.



Şekil 3.1: Basit bir sinir hücresi

Biyolojik sinir sistemi, merkezinde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin (merkezi sinir ađı) bulunduđu üç katmanlı bir sistem olarak açıklanır. Alıcı sinirler (receptor) organizma içerisinde ya da dış ortamlardan algıladıkları uyarıları, beyne bilgi ileten elektriksel işaretlere dönüştürür. Tepki sinirleri (effector) ise, beynin ürettiđi elektriksel darbeleri organizma çıktısı olarak uygun tepkilere dönüştürür.

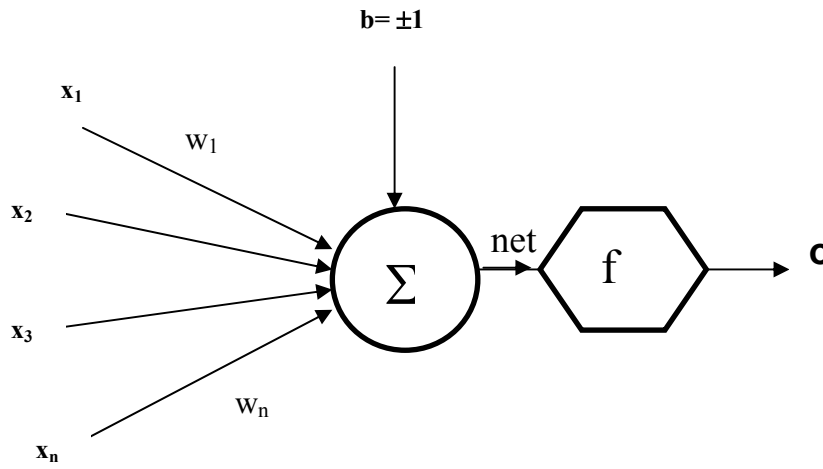


Şekil 3.2: Biyolojik sinir sisteminin blok gösterimi

3. 4. Yapay Sinir Ađı Hücresi

Temel bir yapay sinir ađı hücresi biyolojik sinir hücresine göre çok daha basit bir yapıya sahiptir. En temel sinir hücresi modeli aşağıdaki şekilde görülmektedir. Temel olarak dış ortamdan ya da diğer işlem birimlerinden alınan veriler yani girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkışlar

bulunmaktadır. Dış ortamdan alınan veri, ağırlıklar aracılığıyla hücre işlem birimlerine bağlanır ve bu ağırlıklar ilgili girişin etkisini belirler. Toplam fonksiyonu ise net girişi hesaplar, net giriş, girişlerle bu girişlerle ilgili ağırlıkların çarpımının bir sonucudur. Aktivasyon fonksiyonu işlem süresince net çıkışı hesaplar ve bu işlem aynı zamanda nöron çıkışını verir. Genelde aktivasyon fonksiyonu doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Şekil-3.3’de görülen b bir sabit olup bias veya aktivasyon fonksiyonunun eşik değeri olarak adlandırılır. Bir sinir hücresinin matematiksel modeli aşağıdaki denklemlerle verilmiştir.



Şekil 3.3: Temel yapay sinir ağı hücresi.

İşlem birimi çıkışı,

$$o = f(w_n \cdot x_n + b) \quad (3.1)$$

Buradaki w ağırlıklar matrisi, x ise giriş matrisidir. n giriş sayısını belirtmektedir.

$$net = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad \text{ve} \quad o = f(net) \quad (3.2)$$

$$o = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (3.3)$$

şeklinde de yazılabilir.

Yukarıdaki formülde görülen f aktivasyon fonksiyonudur. Çeşitli doğrusal ve doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonunun çeşitleri vardır.

3.4.1. Girdiler

Bir YSA hücresine dışardan verilen ve Şekil 3.3'te x_1, x_2, \dots, x_n olarak gösterilen verilerdir. Bu veriler ağın öğrenmesi istenen örneklerden belirlenir. Yapay sinir ağı hücresine dışarıdan bilgi verildiği gibi, bir işlem biriminden diğerine de bilgi gelebilir.

3.4.2. Ağırlıklar

Ağırlıklar, Şekil-3.3'te w_1, w_2, \dots, w_n olarak ifade edilir ve ilgili girişlerin işlem biriminin net çıkışı üzerindeki etkisini gösterir. Ağırlıkların büyük olması ya da küçük olmasının önemli olduğu söylenemez. Bir ağırlığın değerinin sıfır olması o ağ için en önemli bir ağırlık olmuş olabilir. Ağırlığın değerleri pozitif veya negatif olabilir yani ağırlık değerleri değişken veya sabit olabilir.

3.4.3. Net girişi belirleyen fonksiyonlar

Bu fonksiyonlar Tablo 3.1'de gösterildiği gibi çeşitlidir. Şekil 3.3'te Σ simgesi ile ifade edilen, hücreye gelen net girdinin toplanmasını sağlamaktadır.

Uygulanan yapay sinir ağı modellerinden bazıları kullanılacak toplama fonksiyonunu belirlemektedir. Örnek toplama fonksiyonları Tablo 3.1'de gösterilmektedir[52].

Tablo 3.1: Net girişı belirleyen fonksiyonlar

Net giriş	Açıklama
Çarpım $\text{Net Girdi} = \prod_i x_i w_i$	Ağırlık değeri girdiler ile çarpılır ve daha sonra bulunan değeri birbirleri ile çarpılarak net girdi hesaplanır.
Maksimum $\text{Net Girdi} = \text{Max} (w_i x_i) , i = 1 \dots N$	N adet girdi içinden ağırlıkları ile çarpıldıktan sonra en büyüğü yapay sinir hücrenin net girdisi olarak kabul edilir.
Minimum $\text{Net Girdi} = \text{Min} (w_i x_i) , i = 1 \dots N$	N adet girdi içinden ağırlıkları ile çarpıldıktan sonra en küçüğü yapay sinir hücrenin net girdisi olarak kabul edilir.
Çoğunluk $\text{Net Girdi} = \sum_i \text{sgn} (w_i x_i)$	N adet girdi içinden ağırlıkları ile çarpıldıktan sonra pozitif ve negatif olanların sayısı bulunur. Büyük olan sayı hücrenin net girdisi olarak kabul edilir.
Kümülatif Toplam $\text{Net Girdi} = \text{Net}(\text{eski}) + \sum_i (x_i w_i)$	Hücrelere gelen bilgiler ağırlıklı olarak toplanır ve daha önce gelen bilgilere eklenerek hücrenin net girdisi bulunur.

3.4.4. Aktivasyon fonksiyonu

Bu fonksiyon, Şekil 3.3'de f simgesi ile ifade edilir ve hücreye gelen net girdiyi bir fonksiyondan geçirerek hücrenin bu girdiye karşılık gelen çıktısını belirler. YSA'da çeşitli aktivasyon fonksiyonları kullanılmaktadır. Bazı modeller, (örneğin çok katmanlı almaç-ÇKA) bu fonksiyonun türevinin alınabilir bir fonksiyon olmasını şart koşmaktadır. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonunda da ağırlık işlem birimlerinin hepsinde aynı fonksiyonu kullanması gerekmez. İşlemler, bir

problem için en uygun aktivasyon fonksiyonu tasarımcının belirleyebileceği bir durumdur. Tablo 3.2’de kullanılan aktivasyon fonksiyonları gösterilmektedir.

Tablo 3.2: Çeşitli aktivasyon fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonları	Açıklama
Doğrusal fonksiyon $f(NET) = NET$	Gelen girdiler olduğu gibi hücrenin çıktısı olarak kabul edilir.
Basamak fonksiyonu $f(NET) = \begin{cases} 1 & \text{if } NET > \text{eşik_değer} \\ 0 & \text{if } NET \leq \text{eşik_değer} \end{cases}$	Gelen NET girdi değerinin belirlenen bir eşik değerinin altında veya üstünde olmasına göre hücrenin çıktısı 1 veya 0 değerlerini alır.
Sinüs fonksiyonu $f(NET) = \text{Sin}(NET)$	Öğrenilmesi düşünülen verilerin sinüs fonksiyonuna uygun dağılım gösterdiği durumlarda kullanılır.
Eşik değer fonksiyonu $f(NET) = \begin{cases} 0 & \text{if } NET \leq 0 \\ NET & \text{if } 0 < NET < 1 \\ 1 & \text{if } NET \geq 1 \end{cases}$	Gelen bilgilerini 0 veya 1 den büyük veya küçük olmasına göre 0 ve 1 arasında değerler alır. Bunların dışında NET değerlerinin kendisine eşittir.
Hiperbolik tanjant fonksiyonu $f(NET) = (e^{NET} + e^{-NET}) / (e^{NET} - e^{-NET})$	Gelen NET girdi değerinin tanjant fonksiyonundan geçirilmesi ile hesaplanır.

3.4.5 Hücrenin çıktısı

Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değeridir ve Şekil-3.3’te “O” simgesi ile ifade edilmektedir. Üretilen çıktı dışarıya veya başka bir hücreye gönderilir. Hücre kendi çıktısını kendisine girdi olarak da gönderebilir. Bir işlem biriminden çıkan tek bir çıktı elemanı vardır. Aynı değer birden fazla işlem birimine girdi olarak gitmektedir.

3.5. Yapay Sinir Ağı Mimarileri

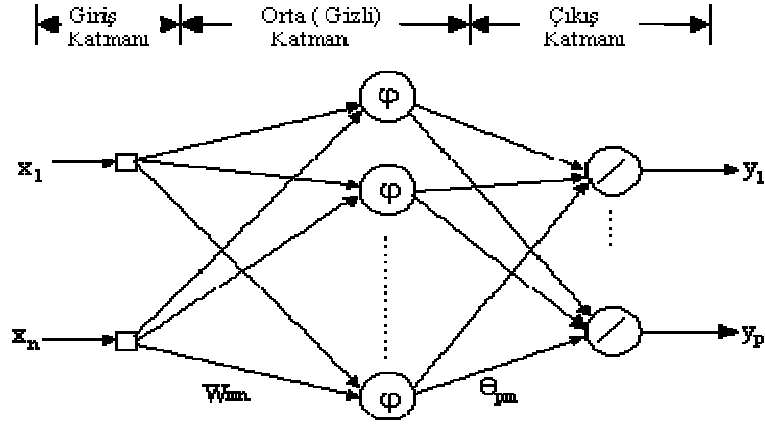
YSA, ağ yapısı, eğitim algoritmaları bakımından farklılıklar göstermektedir. Ağ yapısı standart bir şekilde olmayıp problemden probleme değişmektedir. Ağın giriş ve çıkış hücrelerinin sayısı probleme göre belirlenirken saklı katman sayısı ve bu katmanlardaki işlem birimlerinin sayısı deneme yanılma yoluyla belirlenmektedir.

Birçok problem için birden fazla saklı katman kullanmaya gerek yoktur. Bir veya iki gizli katmanlı ağ yapıları arasında belirli bir başarımlık farkı olmadığı istatistiksel olarak görülmüştür. Birden fazla gizli katman kullanılması durumunda, hataların ilave katmana doğru geriye yayılması, ağırlık uzayındaki eğimi kararsız yapmasına ve hata fonksiyonu yüzeyinde yerel minimuma takılma ihtimaline neden olmaktadır. Bunun yanında bazı problemlerde birden fazla gizli katman kullanılması eğitim süresinin kısalmasına ve giriş-çıkış ilişkisinin daha kolay belirlenmesini sağlamaktadır.

3.5.1. İleri beslemeli YSA

İleri beslemeli YSA çok katmanlı almaç olarak da adlandırılmaktadırlar. Bu ağlar, işaretin ağ girişinden çıkışa doğru tek yönlü iletildiği ağlar olarak ifade edilmektedir.

İleri beslemeli YSA'da, işlem birimleri katmanlar şeklinde düzenlenir ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan orta (saklı) katmandaki işlem birimlerine iletir. Şekil 3.4'te gösterilen ileri beslemeli üç katmanlı YSA'nın, orta katmanında yeterli sayıda işlem birimi olmak kaydıyla, herhangi bir sürekli fonksiyona istenilen doğrulukta yakınsanabileceği bilinmektedir [41].



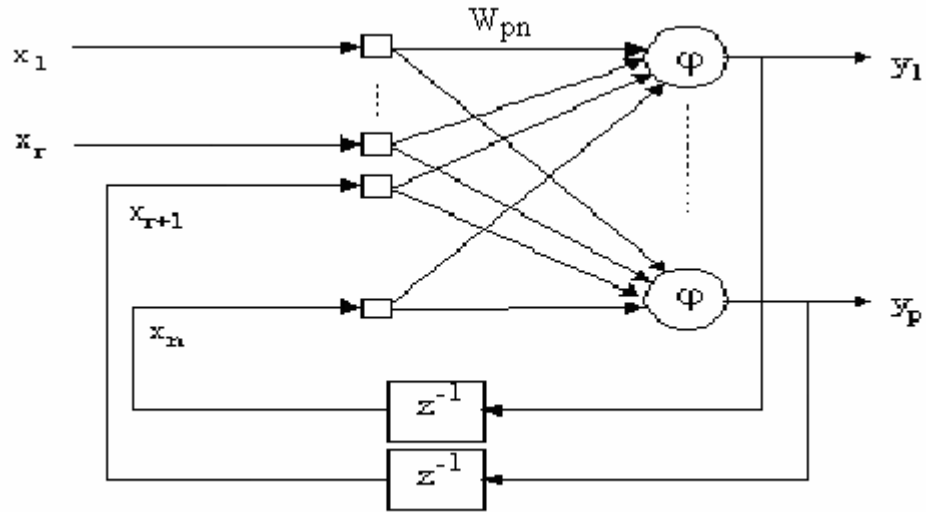
Şekil 3.4: Üç katmanlı ileri beslemeli YSA modeli

İleri beslemeli ağlarda en çok kullanılan öğrenme algoritması geri yayılım algoritmasıdır. Matematiksel olarak ifade edilmesi kolay olan bir öğretim algoritmasıdır. Hataları geriye doğru çıkıştan girişe azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayılım algoritması adını almıştır.

3.5.2. Geri beslemeli YSA

Geri beslemeli ağ mimarileri, genellikle eğitimcisz öğrenme kurallarının uygulandığı ağlarda kullanılmaktadır. Geri beslemeli ağlarda isminden den anlaşılacağı gibi bir tür geri besleme işlemi vardır. Hopfield ağı, bu tip mimariye sahip bir yapay sinir ağıdır.

Şekil-3.5'te yapısı görülen geri beslemeli yapay sinir ağlarında, en az bir işlem biriminin çıkışı kendisine ya da diğer işlem birimlerine giriş olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki işlem birimleri arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki işlem birimleri arasında da olabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli YSA, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterir. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda geri beslemeli YSA yapıları elde edilebilir[51].



Şekil 3.5: İki katmanlı geri beslemeli YSA modeli

3.6. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

YSA'nın belli başlı özellikleri alt bölümlerde açıklanmıştır.

3.6.1. Doğrusal olmama

Bilgi işlem yöntemlerinin çoğu ardışıl seri işlemlerden oluşur. Bu durum, işlemlerin yavaş olmasına neden olur. YSA'larda aynı katman içinde zaman bağımlılığı olmadığından paralel çalışarak işlem hızının artmasını sağlarlar. YSA'lar kullanılan aktivasyon fonksiyonlarına göre doğrusal olmadıkları için aynı tip problemlerin çözümünde doğrusal yaklaşımlardan daha doğru sonuçlar çıkarabilirler.

3.6.2. Öğrenebilme

YSA herhangi bir sistemin davranışını, bilinen giriş-çıkış vektörleri arasındaki ilişkiyle öğrenebilirler. Öğrenme işlemi tamamlandıktan sonra öğrenim sistemi için YSA tarafından bir model oluşturulur. Sistemin tüm bilinen bilgileri YSA ağırlıklarında saklanır.

3.6.3. Hata toleransı

YSA paralel dağıtılmış parametrelili bir sistem olduğundan her bir işlemin bağımsız olduğu düşünülebilir. Bu nedenle YSA'da birkaç elemanın eksikliği ağ veriminde ciddi bir düşüşe neden olmaz.

3.6.4. Kestirim yeteneđi

YSA'lar öğrenme tamamlandığında eğitim verisinin sınırları içerisinde öğretilmeyen girişler içinde uygun çıkış üretir. Hatta veri dışındaki bir giriş için de kestirim yapabilir. Bu özellik kontrol uygulamalarında oldukça önem taşımaktadır.

3.6.5. Bellek yapısı ve genelleme yeteneđi

YSA'nın diđer önemli özelliđi ise bilgiyi saklama şeklidir. Bilgi YSA'nın ağırlıklarında saklanır. Bu nedenle bellek dağıtılmış durumdadır. Ağırlıkların değeri o anki ađın bilgi durumunu temsil eder. YSA'lar, öğrendikleri bir işlemi genelleştirir ve bu işlemi yerine getirebilmek için girişlerin öğrenilen değerde olması gerekmez. Bu kurala genelleme adı verilmektedir. Genellemenin kalitesi seçilen ađa ve problemin tipine göre farklılık göstermektedir.

3.6.6. Eğitim

YSA'nın en önemli işlemlerinden birisi eğitim işlemidir. Eğitim algoritmaları problemin özelliđine bađlı olarak öğrenme kuralının YSA'ya nasıl uygulanacağını belirler. YSA'nın eğitimi eğitimcili ve eğitimcisz olarak iki şekilde gerçekleşmektedir.

En çok kullanılan eğitim yönetimi eğitimcili öğrenmedir. YSA'ya uygulanacak olan örneklerin bulunduğu eğitim kümesi bütün girişleri ve istenen çıkışları tamamını kapsar.

Diğer öğrenme şekli ise eğiticişiz öğrenmedir. eğiticişiz öğrenmede bir grup giriş örneğine karşılık belli bir çıkış grubu yoktur. YSA, girişler arasındaki farklılıkları belirleyerek girişleri özelliklerine göre sınıflandırır. Çıkış da girişin bu sınıflardan hangisine ait olduğunu gösterir.

Bu iki öğrenme şeklinin dışında karma öğrenme metodu olan zorlamalı öğrenmedir. Bu öğrenme, gerçek çıkışlar belirlenmediğinden eğiticişiz, eğitim setindeki bir örneğin yanıtının iyi veya kötü olduğunu belirtmesi bakımından eğiticişiz bir öğrenme şeklidir.

3.6.7. Geçerliliğın sınanması

Bir ağ eğitildikten sonra hemen kullanılmamalıdır. Çünkü ağın yeterliliğı sınanmadan uygunluğı belirlenemez. Bu işleme geçerliliğın sınanması denilmektedir. Yani eldeki verilerin bir kısmını eğitim verisi, diğer kalan verileri de test verisi olarak kullanmak gerekmektedir.

Geçerli bir test iyi bir eğitimden daha önemlidir. YSA'nın istenilen giriş-çıkış ilişkisini sağlayıp sağlamadığı, ağın çıkışı ile istenilen çıkışlar arasındaki hataya bakılarak belirlenebilir. Eğer kullanılan model, eğitim setindeki durumların sayısına bağlı çok fazla serbest parametre içeriyorsa o zaman model veriye bağlı olacağından fazla uyum sağlamaktadır. Bu işleme ezberleme denir. YSA verilerin genel yapısını öğrenmekten çok eğitim kümesindeki verilerin gereksiz ayrıntılarını öğrenir. Doğal olarak test verisindeki hata, eğitim setindeki hatadan büyük olur. Fakat bu hata çok büyükse, veriler aynı topluluğı temsil etmiyor veya aşırı uyum meydana geldiğı anlamındadır. Bunun yanında eğitim işleminin az yapılması da test setinde büyük hatalara neden olabilir.

3.7. Öğrenme kuralları

Öğrenme sırasında YSA, giriş çıkış ilişkisini geliştirene kadar kademe kademe ağırlıklarını ayarlar. Günümüzde pek çok öğrenme kuralı vardır[53].

- Rastlantısal öğrenme kuralı
- Verim öğrenme kuralı
- Yarışmacı öğrenme kuralı
- Filtreleme öğrenme kuralı
- Genelleştirme delta kuralı

Günümüzde en çok kullanılan ve en iyi verime sahip öğrenme kuralı geliştirilmiş delta kuralıdır. Geriye yayılım öğrenme kuralının çok katmanlı ağlara uygulanmasıdır. Her iki yöntem de en küçük kareler yöntemini kullanır. Geriye yayılım ağında delta kuralı genişletilmiş delta kuralı olarak isimlendirilir.

3.8. Yapay Sinir Ağlarından En Çok Kullanılan Modeller

Bir YSA'da işlem birimlerinin birbirilerine bağlanması sonucu oluşan yapı, işlem birimlerinin sahip oldukları birleştirme, aktivasyon fonksiyonları, öğrenme stratejisi ve kullanılan öğrenme kuralı ağın modelini belirlemektedir. Günümüzde çok sayıda model geliştirilmiştir. Bunların en yaygın olarak kullanılanları ve pratik hayatta uygulananları şunlardır :

- Almaç
- Çok katmanlı almaçlar (hatayı geriye yayma modelleri)
- Vektör niceme modelleri (LVQ)
- Kendi kendini organize eden model (SOM)
- Uyarlamalı rezonans teorisi modelleri (ART)

- Hopfield ađları
- Counterpropagation ađı
- Neocognitron ađı
- Boltzman makinesi
- Olasılıksal (Probabilistic) ađlar (PNN)
- Radyal temelli ađlar (RBN)

3.9. Yapay Sinir Ađlarının Uygulama Alanları

Son yıllarda YSA'lar, özellikle günümüze kadar çözümlü güç ve karmaşık olan ya da ekonomik olmayan çok farklı alanlardaki problemlerin çözümüne uygulanmış ve genellikle başarılı sonuçlar alınabilmiştir. YSA'lar aşağıda belirtilen alanlarda kullanımı uygundur:

- Endüstriyel uygulamalar
- Finansal uygulamalar
- Askeri ve savunma uygulamaları
- Sağlık uygulamaları
- Coğrafik uygulamalar

YSA'lar insan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde aşağıdaki özellikleri başarılı bir şekilde kullanmaktadır.

- Öğrenme
- İlişkilendirme
- Sınıflandırma
- Genelleme

- Kestirim
- Özellik Belirleme
- En iyileme
- Yorumlama
- Veri filtreleme
- Tanıma ve Eşleştirme

3.10. YSA ile Yük Kestirimi

YSA'lar herhangi bir sürekli fonksiyona veya türevlerine yakınsama yeteneğine sahiptir ve bu nedenle Evrensel Fonksiyon Yakınsayıcı Yöntem olarak tanımlanmaktadır. Doğrusal olmayan yapıları dikkate alabilme özelliği bu çalışmanın içeriği açısından da ayrıca önem taşımaktadır. Çünkü, yapıları gereği yük kestirimi de doğrusal olmayan bir yapıdadır. Fakat kestirim zorlukları nedeniyle analizler genellikle doğrusal yöntemlerle gerçekleştirilmektedir. Halbuki bu durum, muhtemel bir doğrusal olmayan yapı içirilmesi durumunda en uygun biçimde elde edilmektedir. Sonuç olarak, analiz konusunun içerdiği veri setinin doğrusal veya doğrusal olmayan yapı içeriyor olması, analiz sonuçlarını etkileyecek önemli bir faktördür.

Elektrik güç sistemlerinde yük kestirimi için YSA modelinin sisteme bağımlı olmadığı, yani modelin sistemden sisteme değiştiği çeşitli makalelerde görülmektedir. Değişik yük karakteristiklerine sahip bölgelerin yük kestirimini gerçekleştirmek için farklı YSA modeli kullanmak gerekmektedir. Bu bağlamda yük kestirimi için farklı YSA yapılarına ihtiyaç duyulduğu görülmektedir.

BÖLÜM 4. YSA ile BURSA İLİ İLETİM SİSTEMİNİN YÜK KESTİRİMİNİN GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

Bu çalışmada, Bursa ili iletim sisteminin geleceğe dönük orta ve uzun dönem yük kestirimi yapılmıştır. Bursa ilinin seçilmesindeki en büyük etken yük kestirime etki eden birçok özelliği taşımasıdır. 1995'ten günümüze kadar olan verilerde çoğu yıllar bölgede kalkınma planında öngörülen %8'lik yük artışından fazla artış olmuştur. Yük değişimlerinin bölgede farklı olması sebebiyle regresyon analizleri veya sabit bir yük artış faktörüne bağlı yapılan yük kestirimi hesaplarıyla, iletim ve dağıtım sistemlerinin tesis edilmesi uygun olmayacaktır. Bu sebepten bölgenin geleceğe dönük yük kestirimi, uzman sistemlerden biri olan yapay sinir ağı (YSA) modeli kullanılarak çevresel faktörleri dikkate alarak yapılması ile daha gerçekçi sonuçlar elde edilmesi beklenmektedir.

Ülkemizde geleceğe yönelik enerji planlamaları genellikle üretim-tüketim dengesine ve kurulu güç-puant dengesine dayandırılmaktadır. Oysa yapılması gereken fiili tüketimin esas alınması ve ondan geriye doğru gidilmesi esastır.

4.1. Yük Kestiriminde Kullanılan Veriler ve Analizi

Yük kestiriminde, Bursa ilinin geçmiş yük tüketimleri ve çevre koşulları (sıcaklık, nem ve rüzgar değerleri) oluşturulan modelde giriş olarak kullanılmıştır.

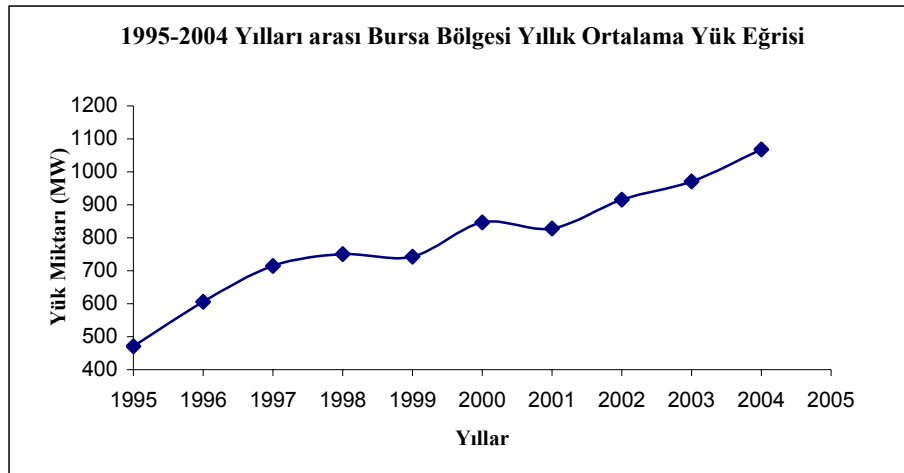
4.1.1. Geçmiş aylık yük verileri

Tablo 4.1'de 1995'ten 2004 yılına kadar olan Bursa İli'nin EK-A'da görülen 154kV'luk iletim sisteminden çekilen yük miktarı belirtilmiştir.

Tablo 4.1: 1995–2004 arasındaki aylık yük verisi (MW)

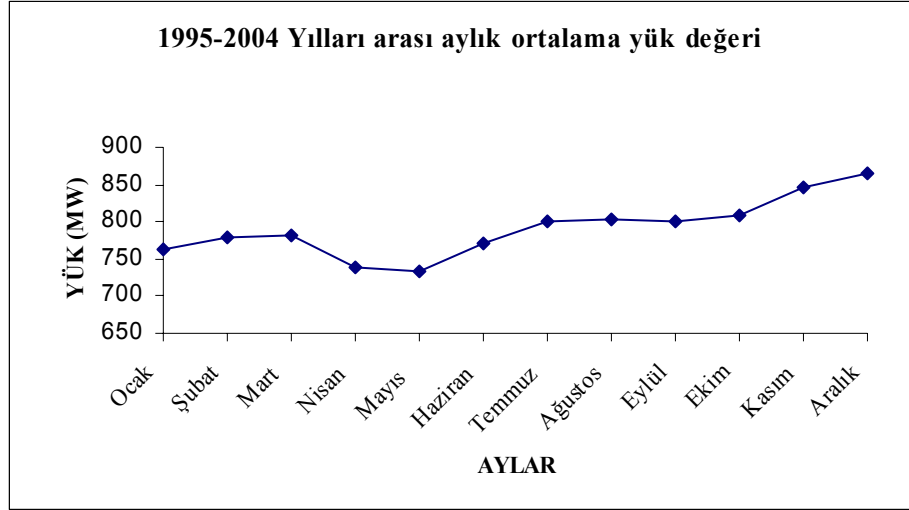
YÜK (MW)												
AY/ YIL	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
1995	492	519	459	436	463	392	471	451	464	490	505	508
1996	563	526	595	594	573	574	605	599	620	661	675	682
1997	677	693	715	711	676	667	679	684	695	748	828	796
1998	705	796	786	740	731	750	709	741	700	779	779	786
1999	750	842,5	827,5	767,5	752	807,5	807	770	793	785	839	933
2000	832	889	869	795	773	865	828	903	849	884	913	826
2001	873	833	885,5	837,5	793	891	875	916,5	882,5	905	892	872
2002	885	893	902	880	847	917	964	930	916	925	917	1011
2003	980	961	945	938,5	922	958	982	1010	1020	963	977	1070
2004	1010	1050	1036	997	988	1050	1092	1088	1106,6	1079	1138,7	1178

Yıllara göre yük eğrisi Şekil–4.1’de, doğrusal bir grafik olmadığı çekilen yük miktarının genel itibari ile sürekli artış gösterdiği görülmektedir. Bunun nedeni ise bölgenin sürekli göç alması, sanayinin hızla gelişerek mevcut kapasitelerini attırması, mevsimsel faktörler vb. gibi etkenler olabilir. Ayrıca deprem, ekonomik kriz gibi etmenler çekilen yük miktarını beklenmeyen bir etki ile çok büyük derecede değiştirmektedir.



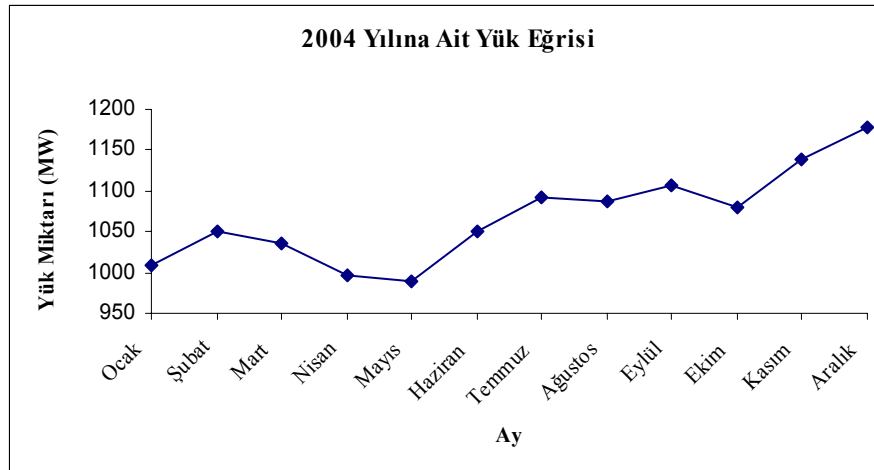
Şekil 4.1: 1995–2004 yılları arası Bursa Bölgesi yıllık ortalama yük eğrisi

Şekil-4.2’de Bursa İli’ne ait 1995–2004 yılları arasında çekilen aylık ortalama yük değerleri görülmektedir. Eğrinin değişiminden, bahar aylarında (Nisan–Mayıs) yük tüketiminin düşük düzeyde gerçekleştiği anlaşılmaktadır. Yine Aralık aylarında beklendiği gibi puant yükün çekildiği görülebilmektedir.



Şekil 4.2: 1995–2004 yılları arası Bursa Bölgesi aylık ortalama yük eğrisi

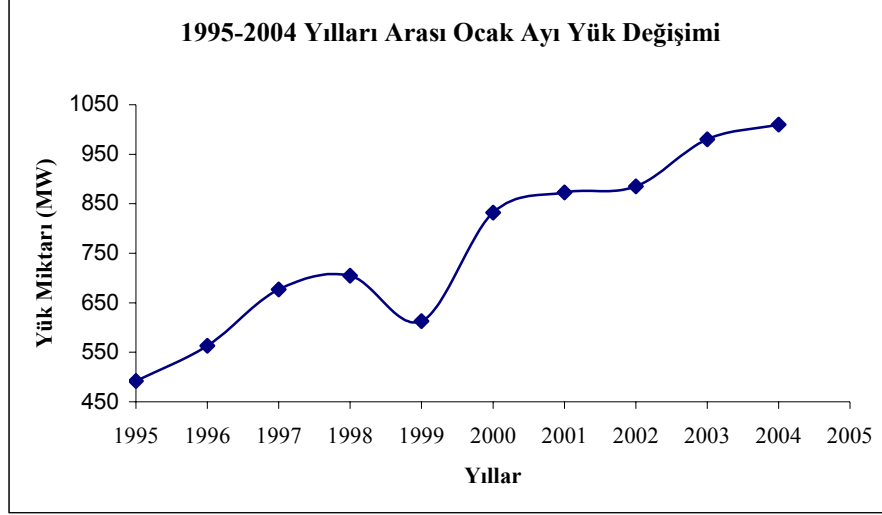
Benzer olarak tek bir yılın örneği Şekil-4.3’de görülen 2004 yılına ait aylık yük verisinden tüketilen yükün mevsimlere bağlı bir değişim gösterdiği görülebilir.



Şekil 4.3: 2004 yılına ait yük eğrisi

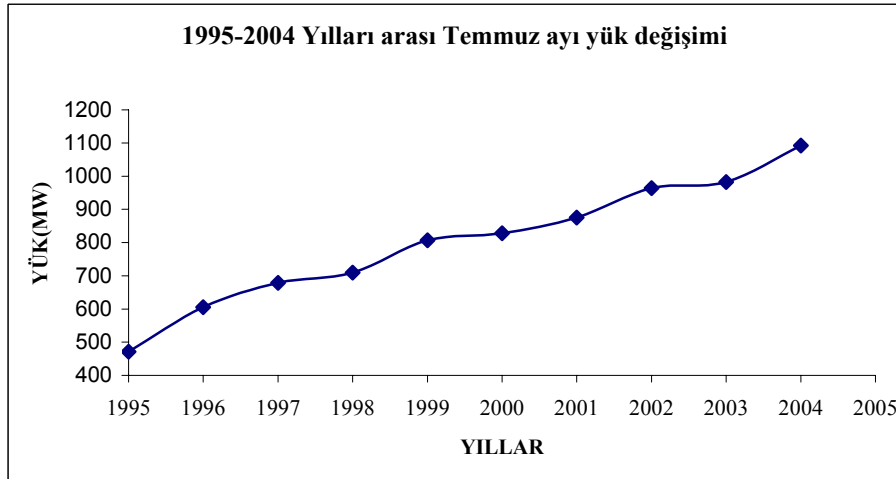
Şekil-4.4’de ise tüm yıllara ait (1995–2004) tek bir ayın, örnek olarak alınan Ocak ayının yıllık yük eğrisi incelendiğinde doğrusal bir artış görülmemektedir. Yükün

düzensiz deęişimi yük kestiriminde yanılmalara neden olabilmektedir. Eğriden de görüldüęü gibi 1999 yılının Ocak ayında bir düşüş olduęu anlaşılmaktadır.



Şekil 4.4: 1995–2004 yılları arası Ocak ayları yük deęişim eğrisi

Şekil–4.5’te 1995 – 2004 yılları arasındaki Temmuz ayı yük verilerinin doğrusal bir artış gösterdiği görülmektedir. Bununla birlikte Şekil Şekil–4.10, Şekil–4.15, Şekil–4.20’de rüzgar, nem ve sıcaklık eğrileri incelendiğinde bu aylarda sıcaklık ve rüzgar hızı maksimum iken nem oranı minimum düzeydedir.



Şekil 4.5: 1995–2004 Yılları arası Temmuz ayı yük deęişimi

4.1.2. Meteorolojik Veriler

İklim şartları da göz önünde bulundurulduğunda özellikle hava sıcaklığı, nem oranı ve rüzgar gibi parametreler yük tüketimini etkilemektedir[25]. Bu nedenle Bursa bölgesinin yük aylık yük verileri incelenirken bu çevresel veriler de göz önünde tutulmaktadır.

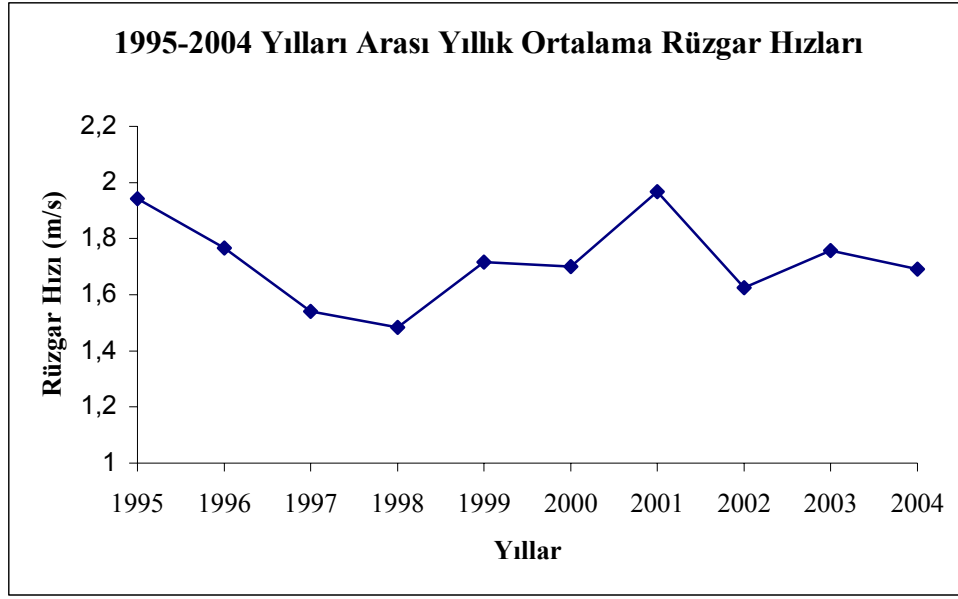
4.1.2.1. Rüzgar verileri

Tablo-4.2’de yük kestirimine etki eden parametre olan rüzgar hızlarının 1995’ten 2004’e kadar olan verileri sunulmuştur.

Tablo 4.2: 1995–2004 yılları arasındaki rüzgar hızları(m/s)

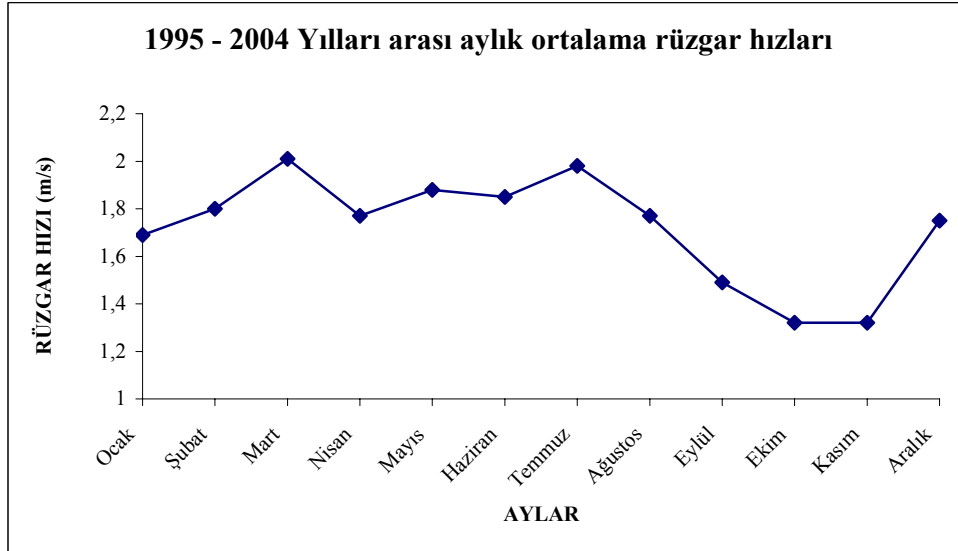
AYLIK ORTALAMA RÜZGAR HIZI (m/s)												
AY/ YIL	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
1995	1,9	1,7	2,2	1,7	2,2	1,6	2,1	1,9	1,5	1,7	2,2	2,6
1996	1,6	2,2	2,1	1,6	2	2,1	2,3	1,9	1,7	0,9	1,2	1,6
1997	1,4	1,4	1,7	2	1,7	1,6	1,9	1,6	1,5	1,6	0,9	1,2
1998	0,9	1,4	1,7	1,9	1,4	1,5	1,6	1,9	1,6	0,9	1,2	1,8
1999	1,2	1,8	1,5	1,8	1,9	2,3	2,1	1,7	1,5	1,2	1,7	1,9
2000	2,2	1,9	1,8	2	2	1,7	1,8	2,1	1,4	1,3	0,8	1,4
2001	1,9	2	3	1,8	1,8	2,1	2,2	1,8	1,4	1,5	1,7	2,4
2002	1,9	1,4	2,1	1,5	1,9	2,1	1,7	1,6	1,3	1	1,1	1,9
2003	1,9	2,2	2	1,6	1,8	1,9	2	1,8	1,4	1,8	1,1	1,6
2004	2	2	2	1,8	2,1	1,6	2,1	1,4	1,6	1,3	1,3	1,1
Ort.	1,69	1,8	2,01	1,77	1,88	1,85	1,98	1,77	1,49	1,32	1,32	1,75

Şekil-4.6’da yük eğrisini etkileyen rüzgar hızının yıllık olarak ortalama rüzgar hızlarının değişimi görülmektedir. Yıllık ortalama rüzgar hızlarına bakıldığında 2001 yılındaki rüzgar hızı maksimum düzeyde olduğu ve rüzgar hızının pik değeri gösterdiği halde Şekil-4.1’deki yük değişiminde bir artışın olmadığı anlaşılmaktadır.



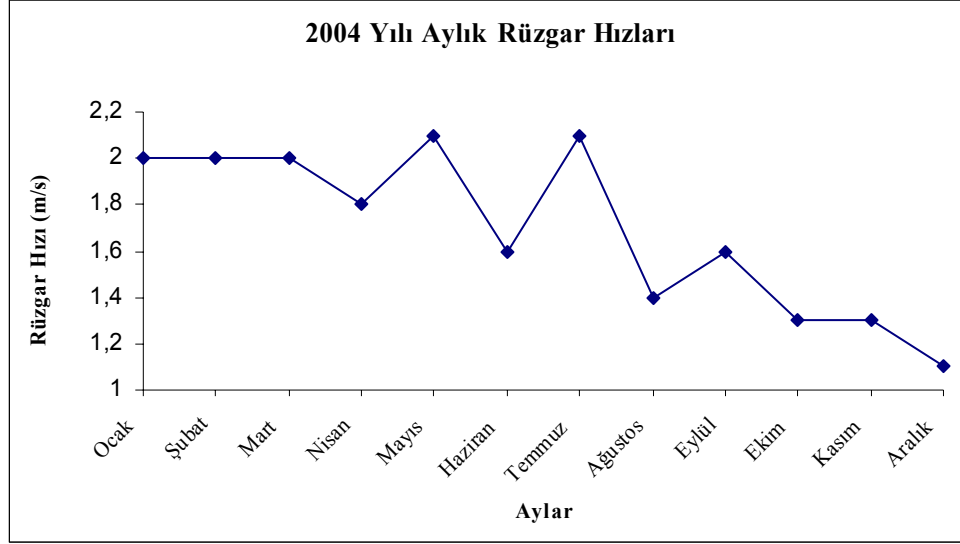
Şekil 4.6: 1995–2004 Yılları arası yıllık ortalama rüzgar hızları

Şekil–4.7’de yük eğrisini etkileyen rüzgar hızının yıllara bağlı ortalama aylık olarak değişimi görülmektedir. Rüzgar hızları incelendiğinde maksimum değerler Temmuz ve Mart aylarında gerçekleşmiştir.



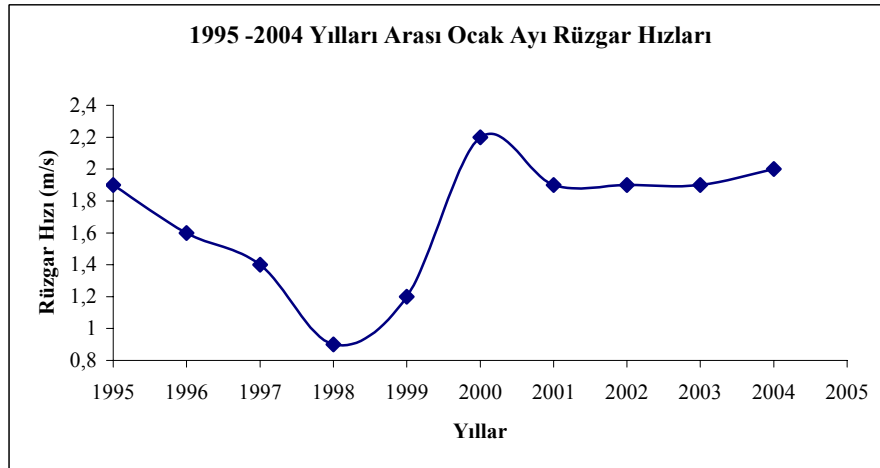
Şekil 4.7: 1995–2004 Yılları arası aylık ortalama rüzgar hızları

Şekil-4.8’de yük eğrisini etkileyen rüzgar hızının 2004 yılı içindeki değişimi aylık olarak değişimi görülmektedir. Bu senede minimum rüzgar hızı aralık ayında, maksimum değer de Temmuz ayında gerçekleştiği anlaşılmaktadır.



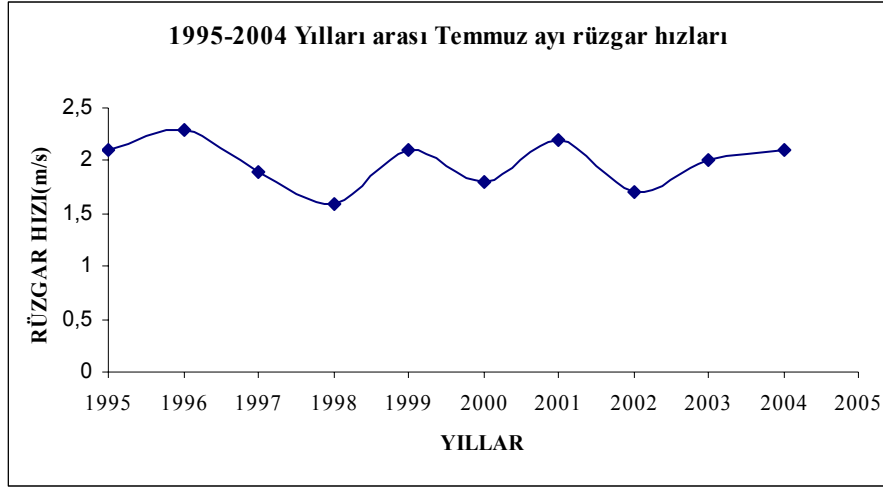
Şekil 4.8: 2004 Yılına ait aylık rüzgar hızı değişimi

Şekil-4.9’da örnek olarak alınan 1995’ten 2004’e kadar olan Ocak aylarına ait ortalama rüzgar hızının değişim eğrisi görülmektedir. 2000 yılında rüzgar hızının ani bir değişimle maksimum değere ulaştığı görülmektedir ve aynı zamanda Şekil-4.1’le karşılaştırıldığında 1999 dan 2000 yılına geçerken tüketilen yük miktarında yükselen bir değişimin olduğu anlaşılmaktadır.



Şekil 4.9: 1995–2004 yılları arası Ocak aylarının rüzgar hızları

Şekil-4.10 incelendiğinde 1995–2004 yılları arasındaki rüzgar hızlarının verildiği ve bu rüzgar hızlarının yıllık olarak sürekli inişli-çıkışlı bir değişim gösterdiği görülmektedir..



Şekil 4.10: 1995–2004 yılları arası Ocak aylarının rüzgar hızları

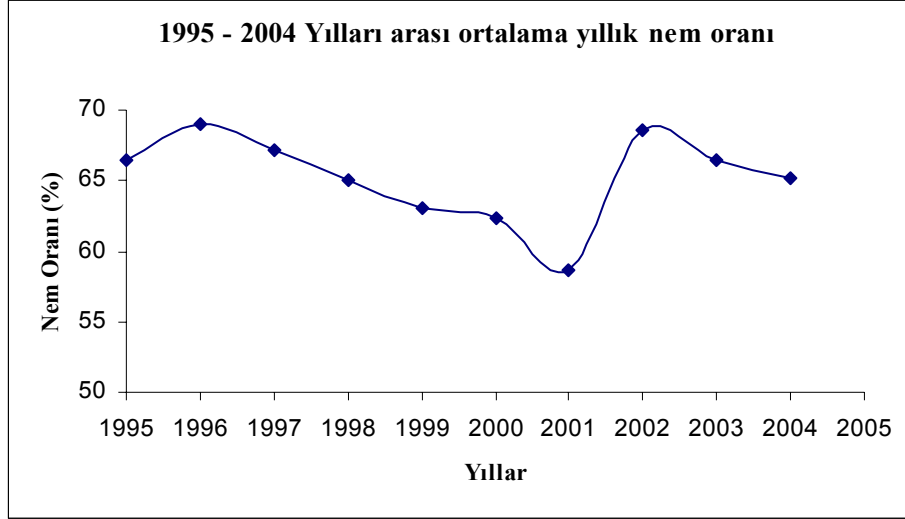
4.1.2.2. Nem verileri

Tablo-4.3’de diğer bir parametre olan nem oranlarının 1995’ten 2004’e kadar olan verileri sunulmuştur.

Tablo 4.3: 1995–2004 yılları arasındaki aylık ortalama nem oranları(%)

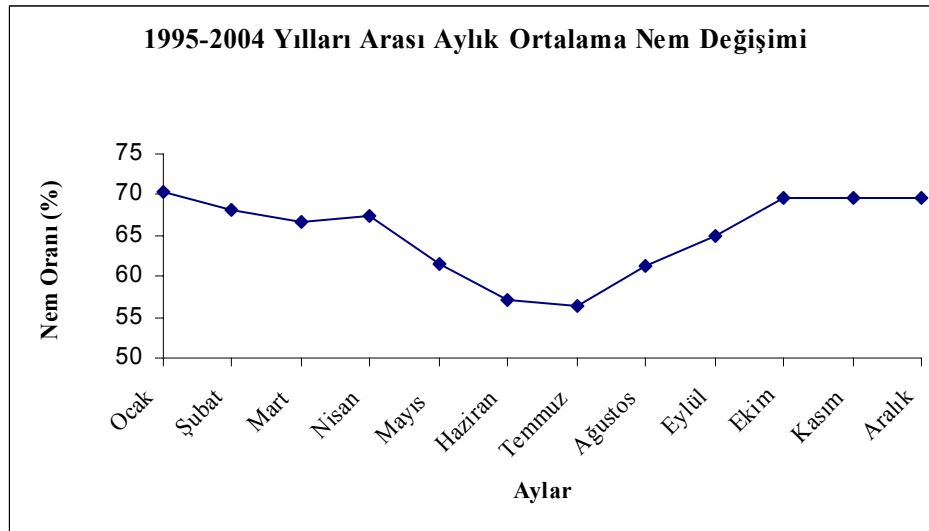
AYLIK ORTALAMA NEM (%)												
AY/ YIL	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
1995	76,6	68	70	67,8	55,6	57,6	60,3	67,4	67,8	72,4	67,8	66,8
1996	78	73,1	74,7	73,3	65,7	53,4	56,7	60,9	68,1	79,4	69,8	74,4
1997	72,9	70,1	65,6	66,1	62	62,7	57,1	68,7	64,6	70,8	73,6	71,9
1998	73,4	68,8	71,1	60,6	67,7	55,2	55,4	56,2	61,5	68,1	70,2	72,4
1999	70,9	67,8	67,5	62,3	50,5	60,4	56,7	61,2	61,9	66,7	62,6	67,9
2000	67,7	63,5	63,4	67,7	58,3	56,6	48,4	54,8	62,2	71,1	68,3	65,9
2001	59,9	62,2	54	61,8	57,8	46,3	51	55,6	59	59,8	65,6	71,1
2002	65,4	67,2	71,3	76	67,9	62,1	64,3	65,2	70,3	75,2	72,6	64,7
2003	68,3	71,2	63,9	70,4	67,7	54,8	56,3	58,1	70,4	67,4	77,3	71,8
2004	70,5	68,3	64,8	67,5	62,4	62	57,3	63,5	63,4	65	67,8	69,7
Ort.	70,36	68,02	66,63	67,35	61,56	57,11	56,35	61,16	64,92	69,6	69,56	69,66

Şekil-4.11’de 1995–2004 yılları arasındaki yıllık olarak nem oranlarının değişimi görülmektedir. Şekil incelendiğinde 2001 yılındaki nem oranı minimumken 2002 yılında nem oranı aşırı derecede artan bir değişim göstermiştir.



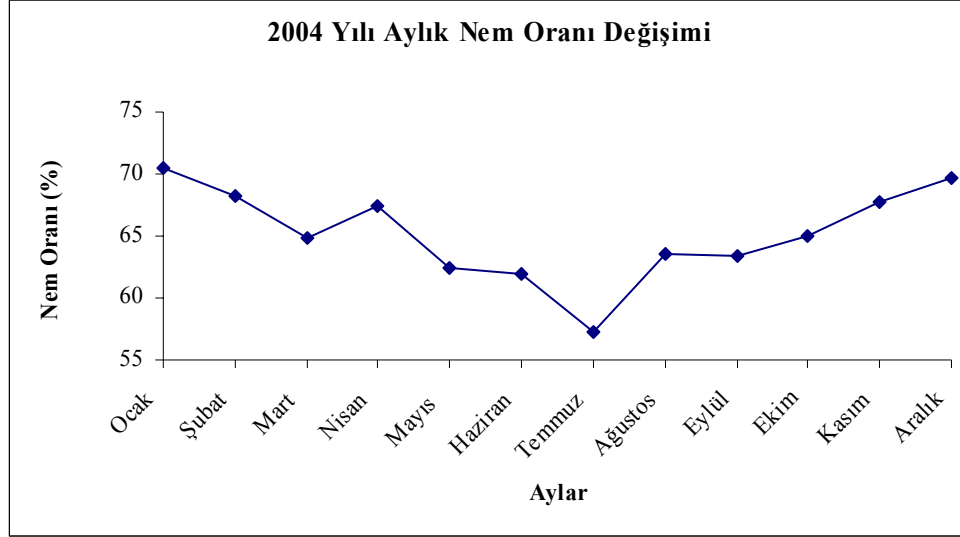
Şekil 4.11: 1995–2004 yılları arasındaki ortalama yıllık nem oranı

Şekil-4.12’de yük eğrisini etkileyen nem oranlarının yıllara bağlı ortalama aylık olarak değişimi görülmektedir. 1995–2004 yılları arasındaki ortalama aylık nem oranları incelendiğinde Temmuz ayında minimum nem oranının olduğu anlaşılmaktadır.



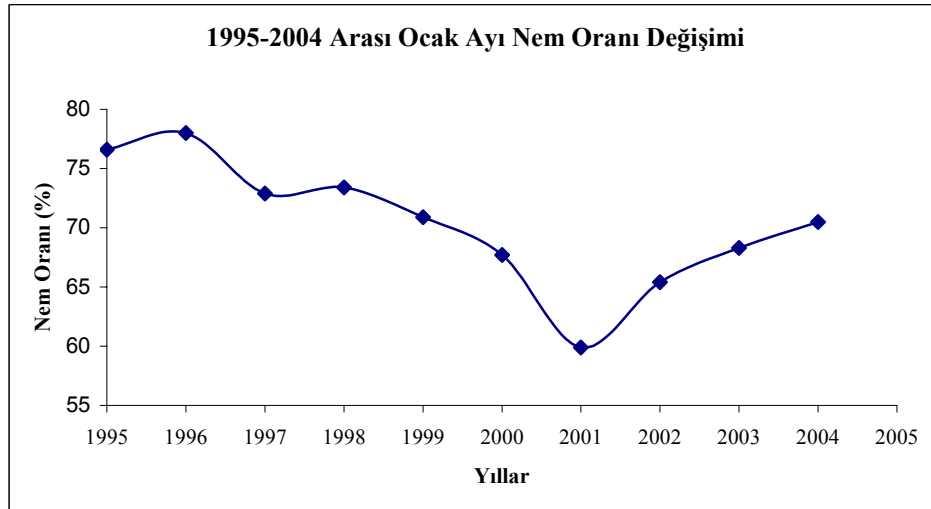
Şekil 4.12: 1995–2004 yılları arasındaki ortalama aylık nem oranı

Şekil-4.13'te 2004 yılına ait aylık olarak nem oranının değişim eğrisi görülmektedir. Yaz mevsiminin aylarında nem oranı, diğer mevsimlere göre oldukça düşük olduğu görülmektedir. Temmuz ayındaki nem oranı o yılın minimum değerini vermektedir.



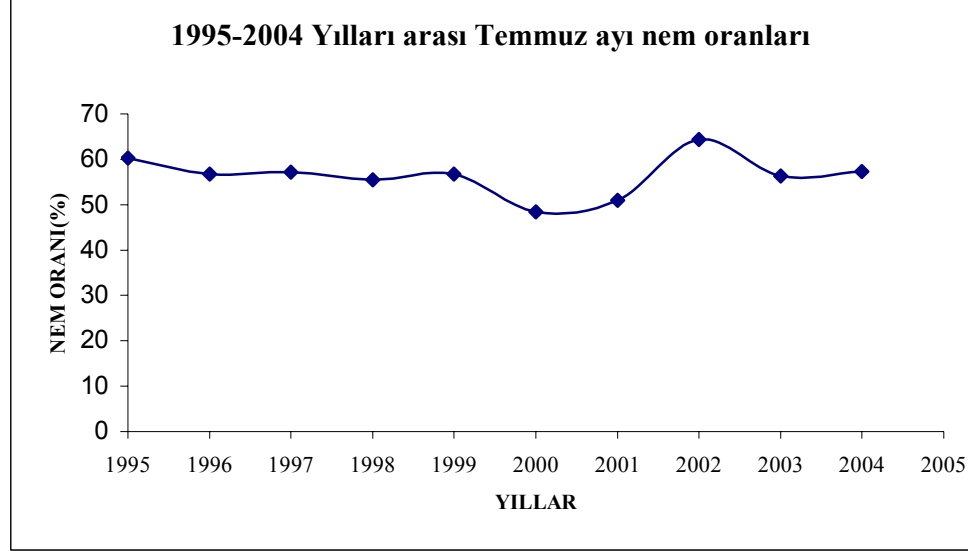
Şekil 4.13: 2004 yılı aylık nem oranı değişimi

Şekil-4.14'te örnek olarak alınan 1995'ten 2004'e kadar olan Ocak aylarına ait ortalama nem oranlarının değişim eğrisi çizilmiştir. Nem oranları incelendiğinde 2001 yılındaki nem oranının bu değerler arasında minimum değer gösterdiği görülmektedir.



Şekil 4.14: 1995-2004 Yılları arası ocak ayı nem oranı değişimi

Şekil-4.15'te 1995–2004 yılları arasındaki Temmuz aylarına ait nem oranları verilmiştir. Görüldüğü gibi Ocak ayının nem oranı belirli bir düzeyde seyretmektedir.



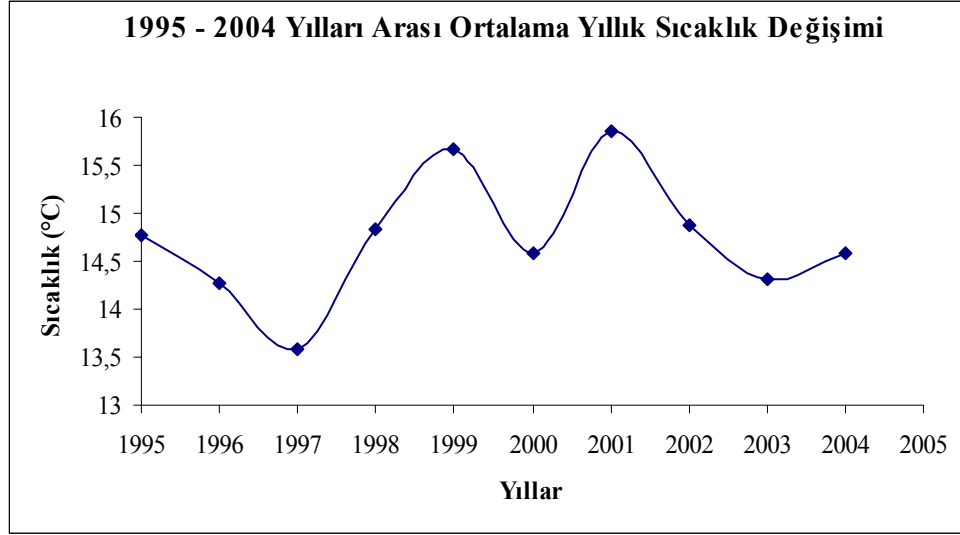
Şekil 4.15: 1995-2004 Yılları arası Temmuz ayı nem oranı değişimi

4.1.2.3. Sıcaklık verileri

Tablo 4.4: 1995–2004 yılları arasındaki aylık sıcaklık değerleri

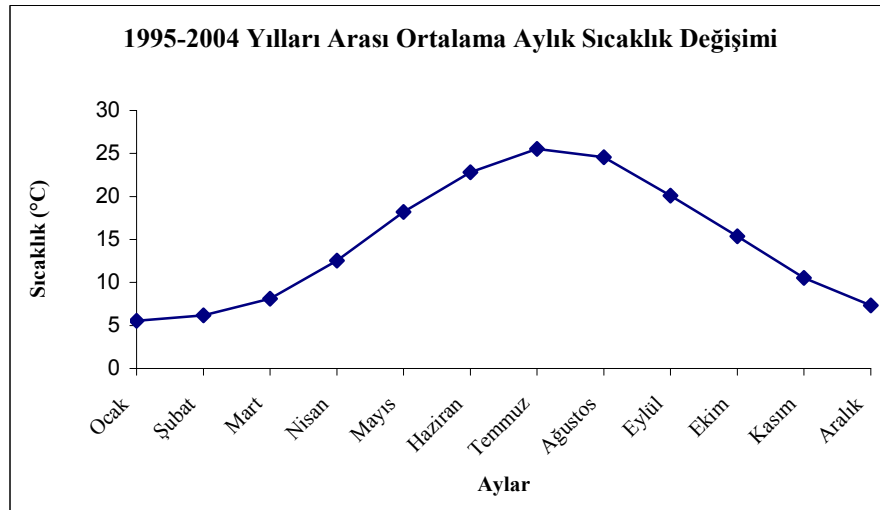
AYLIK ORTALAMA SICAKLIK (°C)												
AY/ YIL	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
1995	6,4	8,2	9,1	12,2	18,4	24,2	24,5	24,1	20,6	13,8	7,6	8,2
1996	3,7	6,4	5,3	9,9	19,7	22,2	25	24,6	19,5	13,7	11	10,3
1997	5,9	4,3	6,1	9,7	18,1	22,3	24,5	21,8	17,4	14,8	10,6	7,5
1998	5,4	6,5	6	15,4	17,1	22,4	25,1	25,6	20,4	15,8	11,6	6,8
1999	6,8	6,5	8,9	14,5	19	22,9	26,1	25,4	20,9	16,1	10,9	10,1
2000	2,2	5,4	7,1	14,8	18	21,7	26,2	24,5	20,5	14,6	12,2	7,8
2001	7,9	7,6	14,4	14,1	17,7	23	27	25,7	21,3	16,2	10,4	5
2002	3,2	9,1	10,3	11,7	17,5	23	26,8	24,7	20,8	15,6	10,8	5
2003	8,9	2,8	4,6	9,9	18,8	23,8	25,3	25,6	19,2	16,6	10	6,3
2004	5	5,1	9,4	13,1	17,6	22,7	24,7	23,8	20,4	16,7	10,1	6,3
Ort.	5,54	6,19	8,12	12,53	18,19	22,82	25,52	24,58	20,1	15,4	10,52	7,33

Şekil-4.16’da meteorolojik verilerden olan sıcaklık etkeninin 1995’ten 2004’e kadar olan ortalama yıllık sıcaklık değişimi çok farklı aralıklarda seyretmektedir. Genel olarak sürekli her yıl inişli-çıkışlı bir şekilde değişen sıcaklıklar yük kestirimini etkilemektedir.



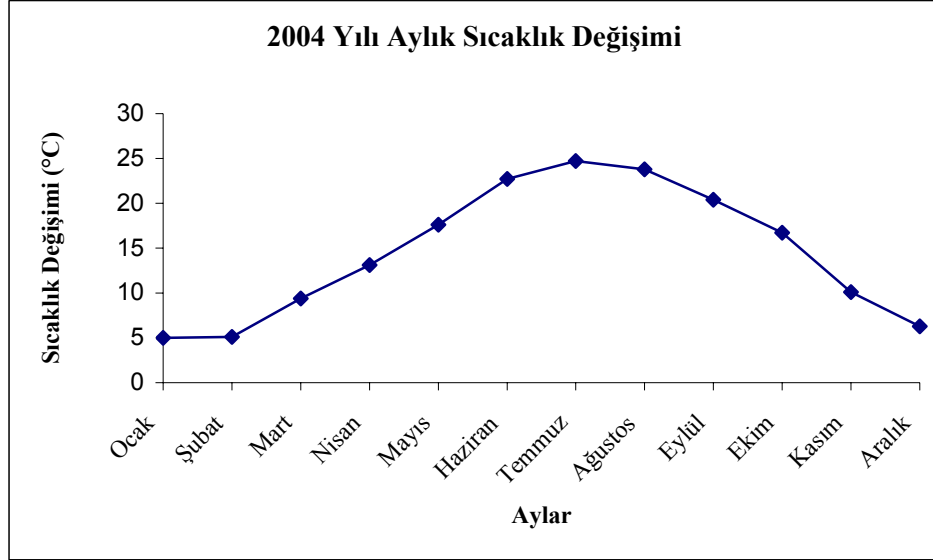
Şekil 4.16: 1995–2004 yılları arasındaki ortalama yıllık sıcaklık değişimi

Şekil-4.17’de meteorolojik verilerden olan sıcaklık etkeninin 1995’ten 2004’e kadar ortalama aylık sıcaklık değişimi görülmektedir. Şekil incelendiğinde ortalama en yüksek sıcaklık değerine Temmuz ayında ulaşılmıştır.



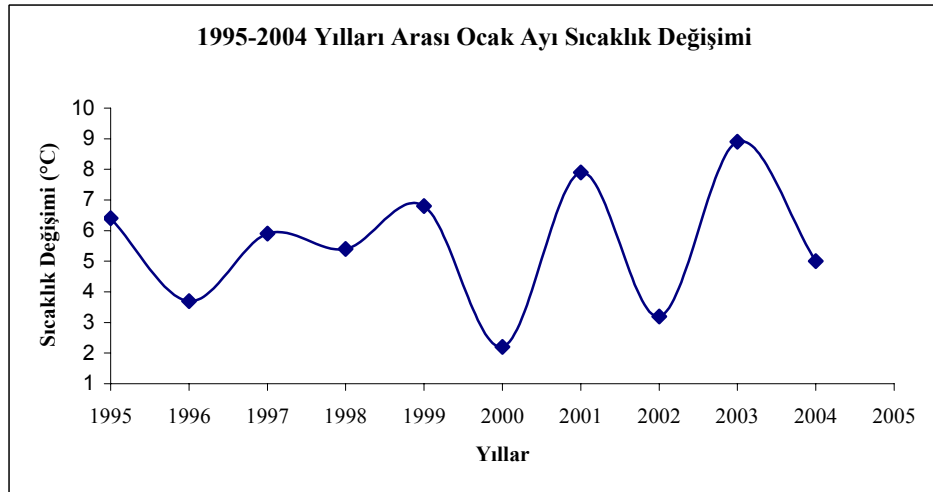
Şekil 4.17: 1995–2004 yılları arasındaki ortalama aylık sıcaklık değişimi

Şekil-4.18’de 2004 yılına ait aylık olarak sıcaklık miktarının değişim eğrisi görülmektedir. Aynı şekilde 2004 yılında görülen en yüksek sıcaklık değeri Temmuz ayında gerçekleşmiştir.



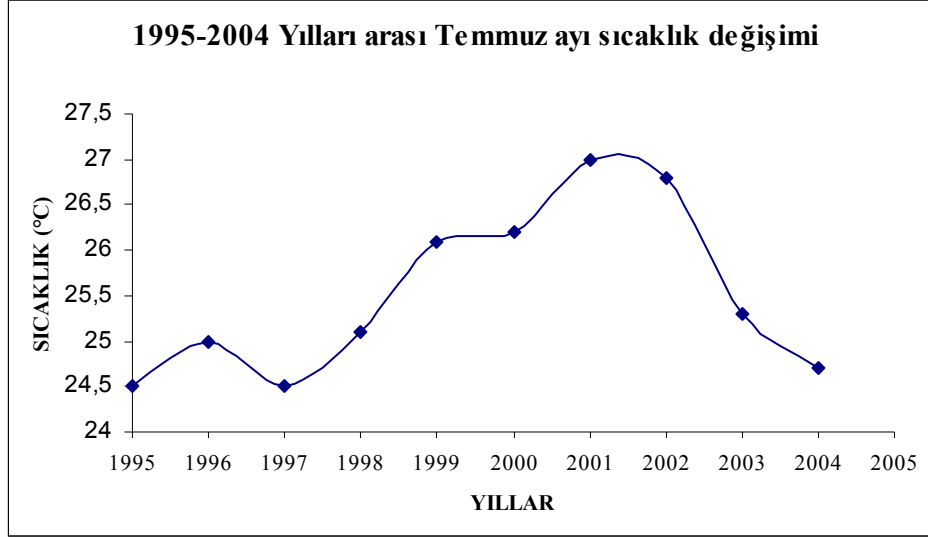
Şekil 4.18: 2004 yılı aylık sıcaklık değişimi

Şekil 4.19’da örnek olarak alınan 1995’ten 2004’e kadar olan Ocak aylarına ait ortalama sıcaklık değerlerinin değişim eğrisi çizilmiştir. Şekil incelendiğinde Ocak ayına ait sıcaklık değerleri çok değişkenlik gösterdiği anlaşılmaktadır.



Şekil 4.19: 1995–2004 yılları arası Ocak ayları sıcaklık değişimi

Şekil-4.20’de 1995–2004 yılları arası Temmuz aylarının sıcaklık değişiminde maksimum sıcaklık değerinin 2001 yılına ait olduğu anlaşılmaktadır. Genel itibari ile ortalama olarak 24 ila 27,5°C arasında sıcaklık değerleri görülmektedir.

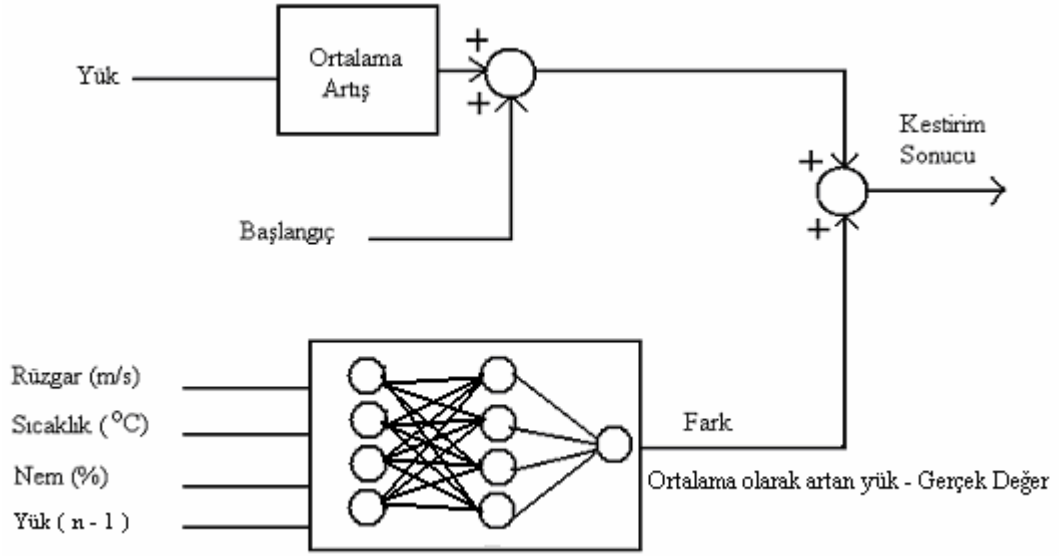


Şekil 4.20: 1995–2004 yılları arası Temmuz ayları sıcaklık değişimi

4.2. Yük Kestirimi İçin Yapay Sinir Ağı Modelleri

Geleceğe dönük yük kestirimi için yapay sinir ağları kullanılan yük kestirim modeli gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen modelde yük verilerinin yanında çevre koşulları da dikkate alınmalıdır. Bu yük kestirim modelleri MATLAB paket programı ile oluşturulmuştur.

4.2.1. Çevre koşulları etkili yapay sinir ağı modeli

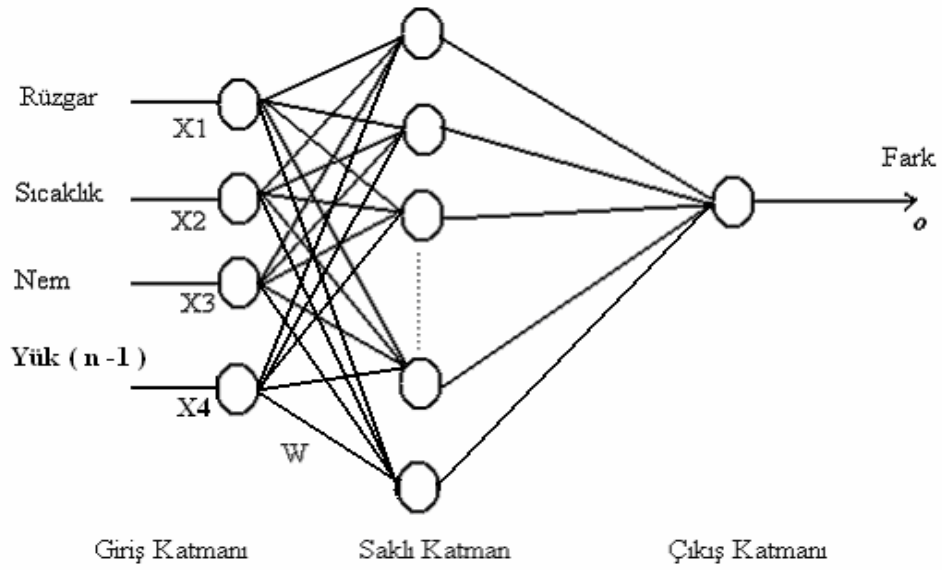


Şekil 4.21: Çevre koşulları etkili yapay sinir ağı yük modeli gösterimi

Şekil 4.21’de gösterilen çevre koşulları etkili yük kestirim modeli, aynı şekilde MATLAB’da oluşturulmuştur. Bu model içerisinde 12 aya ait her ay için eğitimi gerçekleştirilen yapay sinir ağı modelleri mevcuttur. Her ay için ayrı ayrı olarak 6 yıllık eski yük verileri ve meteorolojik veriler olarak 4 adet giriş şeklinde eğitim sistemine girdi olarak verilmiştir. Yük kestirimi için yukarıda yapılan modelde olduğu gibi gerçekleştirilen eğitim, her ay için ayrı ayrı yapılmış olup deneme yanılma yöntemi ile aktivasyon fonksiyonları ve eğitim algoritması belirlenmiştir. Bu uygulanan eğitim sonucunda en iyi sonuç veren parametreler ele alınmıştır. Ayrıca sistemde altı senelik gerçek yük verileri ve ortalama yük miktarı da model içinde tutulmuştur. Meteorolojik veriler için üç farklı yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır. Bu modellerle de geleceğe dönük meteorolojik veriler kestirilmiş olup yük kestirimi yapay sinir ağı modeline sunulmuştur. Yapay sinir ağlarında meteorolojik veriler ile geçmiş yıllara ait yük verilerinin giriş parametresi olarak kullanılması ile çıkış olarak da alınan altı yıllık gerçek yük değeri ile ortalama yük değerleri arasındaki fark, hedef olarak belirtilmiştir. Tüm eğitim sonuçları, tek bir m dosyası çalıştırılarak alınmıştır. Eğitim sonrasında sonuçlar gerçek değerlerle karşılaştırılmıştır. Eğitilen ağın yapısının doğruluğunu kanıtlamak için eğitimde kullanılmayan eldeki mevcut verilerle test edilmiştir. Böylece yük kestirimi için yapılan modelin gerçeğe yakın

sonuçlar verdiği saptanmıştır. Kestirimi yapılmış olan meteorolojik ve geçmiş yıllara ait verilerle, geleceğe dönük yük kestirimi çok kolay ve klasik yöntemle yapılan yük kestirimlerindeki işlem kalabalığına girmeden zamandan tasarruf edilerek gerçeğe yakın bir sonuç elde edilecektir.

Şekil-4.22’de meteorolojik verilerle ve geçmiş yıllara ait verilerle yapılan yük kestiriminin yapay sinir ağları kullanılarak oluşturulan modeli görülmektedir.



Şekil 4.22: Çevre koşulları etkili yapay sinir ağı modeli

Tablo 4.5: Gerçek ve test için elde edilen yük verileri

TEST VERİLERİ, GERÇEK VE KESTİRİLMİŞ YÜK VERİLERİ (MW)												
Yıl/ Ay	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
2001	873	833	802	722	793	806	875	858	838	771	892	872
2001 Test	784,92	849,35	765,01	893,14	696,99	765,25	841,75	868,75	788,8	726,55	897,93	999,3
2002	885	893	902	880	847	917	964	930	916	925	917	1011
2002 Test	840	791,98	851,59	821,34	751,99	814,13	908,74	934,98	849,27	867,22	892,13	1065
2003	980	961	945	859	922	958	982	1010	1020	963	977	1070
2003 Test	898,01	955,15	878,41	1014	806,99	933,24	947,58	972,33	908,94	822,68	994,1	1127,9
2004	1010	1050	1036	997	988	1050	1092	1088	1106,6	1079	1138,7	1178
2004 Test	956,12	978,63	916,65	1037	861,99	952,3	1016,5	1067,8	965,74	865,21	1027,8	1193,9

BÖLÜM 5. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRMELER

Yük kestirimi için tasarlanan yapay sınır ağı modellerinde 1995-2000 yılları arasındaki verilerden bir modelde sadece yük verileri, diğer modelde ise yük, sıcaklık, nem ve rüzgar parametreleri eğitim amaçlı olarak kullanılmıştır. Tablo-5.1’de eğitim için kullanılan yük verileri görülmektedir. 2001, 2002, 2003 ve 2004 yıllarına ait yük değerleri gerçekleştirilen modelin kullanılabilirliğini test etmek amacıyla kullanılmıştır. Tablo-5.2’de test amacıyla kullanılan gerçek yük değerleri görülmektedir. Modellerden elde edilen sonuçlar test amacıyla kullanılan verilerle karşılaştırılmıştır.

Tablo 5.1:Eğitim için kullanılan yük verileri

Eğitim için Kullanılan yük verileri (MW)												
AY/ YIL	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
1995	492	519	459	436	463	392	471	451	464	490	505	508
1996	563	526	595	594	573	574	605	599	620	661	675	682
1997	677	693	715	711	676	667	679	684	695	748	828	796
1998	705	796	786	740	731	750	709	741	700	779	779	786
1999	613	638	714	657	642	718	807	770	793	785	839	933
2000	832	889	869	795	707	865	828	903	849	884	913	826

Tablo 5.2: Test amacıyla kullanılan gerçek yük değerleri

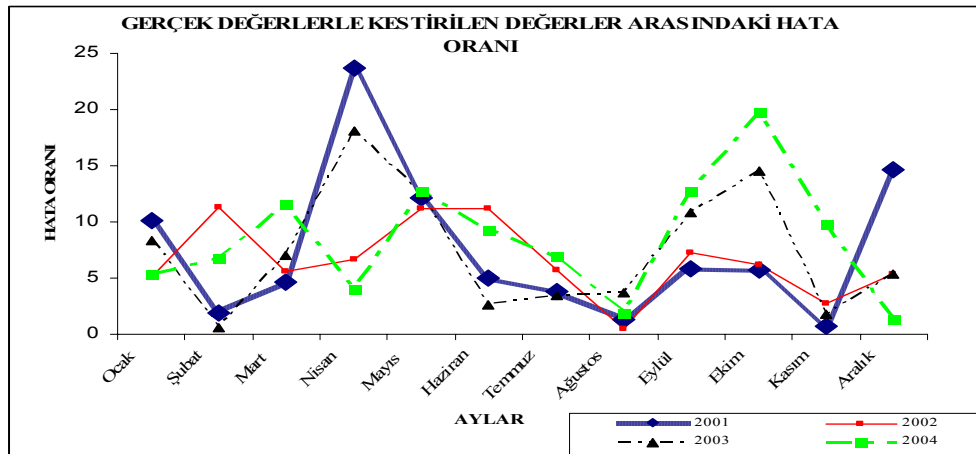
Gerçek yük miktarı (MW)												
AY/ YIL	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
2001	873	833	802	722	793	806	875	858	838	771	892	872
2002	885	893	902	880	847	917	964	930	916	925	917	1011
2003	980	961	945	859	922	958	982	1010	1020	963	977	1070
2004	1010	1050	1036	997	988	1050	1092	1088	1106,6	1079	1138,7	1178

Yük kestiriminde kullanılan modelde geçmişe ait yük değerleri ile metodolojik veriler yük kestirimi için kullanılmıştır. Eğitimde kullanılmayan veriler ile yapılan yük kestiriminde test için ayrılmış olan dönemlerin yük miktarı tespit edilmiştir ve gerçek değerlerle sistemimizde kestirdiğimiz değerler karşılaştırılarak gerçeğe ne kadar yakın olduğu ortaya çıkartılmıştır. Bunun sonucunda yüzdelik hata oranı Tablo-5.3’de verilmiştir.

Tablo 5.3: Mevcut verileri eğitime girmeden elde edilen sonuçlar ile gerçek değerler arasındaki hata oranları

Yıl/Ay	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık	Yıllık Ortalama Hata
2001(%) hata oranı	10,09	1,96	4,61	23,70	12,11	5,06	3,80	1,25	5,87	5,77	0,66	14,60	7,46
2002(%) hata oranı	5,08	11,31	5,59	6,67	11,22	11,22	5,73	0,54	7,28	6,25	2,71	5,34	6,58
2003 (%) hata oranı	8,37	0,61	7,05	18,04	12,47	2,58	3,51	3,73	10,89	14,57	1,75	5,41	7,42
2004 (%) hata oranı	5,33	6,80	11,52	4,01	12,75	9,30	6,91	1,86	12,73	19,81	9,74	1,35	8,51

Şekil-5.3’te meteorolojik ve geçmişe ait yük verileri ile yapılan eğitim sonucunda elde edilen hata oranları görülmektedir. Bu hata oranları yüksek olmaması nedeni ile geleceğe dönük kestirimlerde de gerçeğe yakın sonuçlar vereceği düşünüldüğünden kullanılan modelin geçerliliği bu şekilde saptanmıştır.



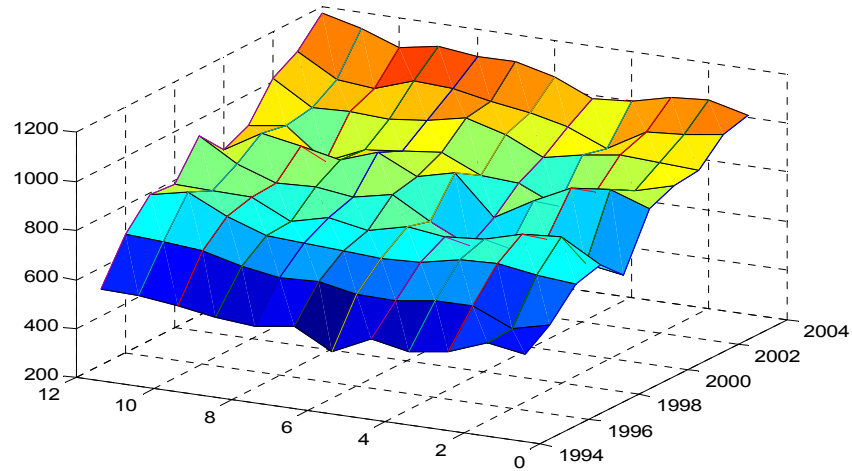
Şekil 5.1: Meteorolojik veriler kullanılarak yapılan yük kestirimi ile test verilerinin karşılaştırılması ile elde edilen hata oranı

Gerçeğe yakın olarak elde edilen sonuçlar doğrultusunda geleceğe dönük olarak 2020 yılına kadar yıllık yük kestirimi yapılmış olup Tablo-5.4’da gösterilmiştir.

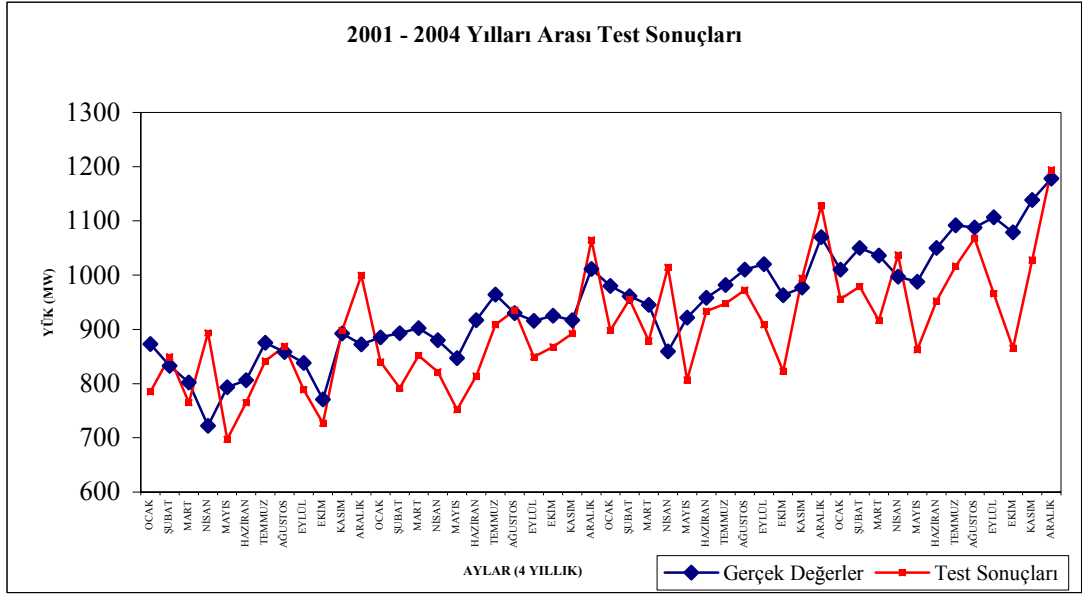
Tablo 5.4: 2020 yılına kadar yapılan yük kestirimi

2020 Yılına Kadar Kestirim Yapılmış Yük Verileri (MW)												
YIL /AY	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
2005	1015,2	1057,7	976,38	1130,9	916,98	1073	1082,1	1108	1039	925,25	1086,2	1253,5
2006	1078,3	1058,2	1032,1	1050,4	971,98	1134,1	1148,7	1176	1101,3	964,04	1150,1	1323
2007	1134,3	1107,5	1088,6	1109,3	1027	1200,8	1216	1244,3	1163,6	1015,5	1214,5	1387,5
2008	1188,1	1131,2	1145,5	1170,1	1082	1276,3	1283,3	1311,8	1226	1058,8	1279,2	1452
2009	1246,8	1186	1202,3	1230,8	1137	1347,1	1350,6	1379,6	1288,3	1101,2	1344	1516,4
2010	1304,7	1243,8	1259,4	1291,4	1192	1415,7	1418	1448	1350,6	1153,9	1408,4	1580,9
2011	1364,7	1310,5	1316,6	1352	1247	1485,9	1485,3	1515,7	1413	1196,9	1473,3	1645,3
2012	1420,6	1363,1	1373,7	1412,6	1302	1554,1	1552,6	1586,3	1475,1	1249,8	1537,3	1709,7
2013	1478,2	1418,1	1430,8	1473,3	1357	1624,2	1620	1653,5	1537,4	1295,2	1602,4	1773,7
2014	1536,2	1482,5	1488,2	1534	1412	1690,4	1687,4	1725	1595,2	1340,6	1666,1	1838,1
2015	1594,9	1539,4	1545,6	1594,6	1467	1755,8	1756,6	1790,5	1653	1380,7	1730,6	1901,7
2016	1653,3	1586,4	1602,4	1655,3	1522	1830,1	1822,5	1857,8	1716	1434,8	1795,3	1966,5
2017	1710,4	1633,3	1659,5	1716	1577	1900,2	1889,7	1924,6	1777,9	1483,6	1860,1	2031
2018	1768,7	1690	1716,7	1776,7	1632	1969	1959	1991,1	1839	1526,9	1924,5	2095,3
2019	1826,3	1738,3	1773,8	1837,3	1687	2038,6	2025,7	2058,1	1901,3	1577	1989,2	2159,9
2020	1884,4	1797,3	1831	1898,2	1742	2107,1	2108,4	2128,4	1963,4	1616,2	2053,5	2223,5

Şekil 5.2’de 1995–2004 yılları arasında Bursa İli’nin iletim hattından çekilen yük miktarı aylık bazda verilerek yükün karakteristik grafiği çizilmiştir.



Şekil 5.2: 1995–2004 yılları arası aylık yük karakteristik eğrisi



Şekil 5.3: Test aralığındaki eğitim sonucunda elde edilen sonuçların gerçek değerlerle karşılaştırılması

Yapay sinir ağı modeli kullanılarak gerçekleştirilen yük kestirimlerinde sonuçlar karşılaştırıldığında test amacıyla kullanılan değerler ile kestirim sonuçları arasındaki hata oranı %8,5'dir. Yük kestiriminde rüzgar, nem ve sıcaklık değerlerinin etkisinin yanı sıra nüfus artışı göç ve ekonomik büyümenin de göz ardı edilmemesi gerekir. Yük kestirimi doğal afetler, ekonomik krizler gibi zamanı bilinmeyen etkilerden büyük ölçüde etkilenmektedir. Bu tür etkilerin kestirilmesi gayet zordur. Bu nedenle Bursa İli için 2020 yılına kadar gerçekleştirilen yük kestirimi, ekonomik kriz veya doğal afetlerin etkilerinin ortaya çıkması durumunda gerçekliliğinden uzaklaşabilecektir.

BÖLÜM 6. SONUÇLAR

Bursa bölgesini besleyen ait 154kV'luk iletim şebekesinin bir bölümü için 1995–2000 yılları arasında uygun çevre koşullarını elektrik tüketimi ile ilişkilendirmek amacıyla sıcaklık, nem ve rüzgar gibi meteorolojik veriler yapay sinir ağı modelinde kullanılarak eğitilmiştir.

Yük kestirimi yapılırken ileri beslemeli geri yayılım algoritmalı yapay sinir ağları kullanılmıştır. YSA modelinin girişi olarak sıcaklık, nem, rüzgar ve geçmiş yük verileri uygulanarak, hedef olarak bir sonraki senenin gerçek değeri ile ortalama olarak hesaplanan o günkü değer arasındaki fark sistemin doğruluğunun testi için pozitif veya negatif olarak elde edilen fark, ortalama şeklinde artan yük eğrisine eklenmektedir.

Son yıllarda meydana gelen önemli iklim değişimleri beraberinde elektrik tüketimi sorununu da oluşturmaktadır. Gerçekte son yıllarda kaydedilen Temmuz ayına ait en yüksek sıcaklık, nem değerleri ve yaz aylarında fabrikaların çoğunun bakıma girmesi aynı zamana rastlamaktadır. Bu nedenle güçte talep değerlerinin dengelendiği görülmüştür. Diğer bir deyimle aniden oluşan sıcaklık ve nemdeki aşırı değerler, aşırı yüklenme durumlarına yol açmaktadır. Bu da elektrik güç şirketlerinin kısa süreli elektrik kesintilerine gitmelerine neden olabilir. YSA modeli ile yapılan yük kestirimi, çok değişkenlik gösteren çevre koşulları ile ilişkilendirilmiştir. Eğitim sonucunda yıllık olarak incelendiğinde ortalama %8,5'lik hata oranı görülmüştür. Bu hata oranı yüksek olarak değerlendirilirken çevre koşullarının bölgeye has olduğu ve çok farklı değişimler gösterdiği bu nedenle de yük ile ilişkisinin kurulmasının basit olmadığını düşünülmesi göz önünde tutulmalıdır.

Ek–A'daki Bursa İli'ne ait 154kV'luk iletim sisteminin yük akış diyagramındaki toplam kurulu güç, Tablo–5.4'te yer alan kestirilmiş olan güç ile karşılaştırıldığında,

2012 yılından sonra çekilecek yük miktarının artışına bağlı olarak talebin karşılanabilmesi için ek bir tesis yapılmasının gerekli olduğu öngörülmektedir.

Bu parametrelerin aylık verilerinin sağlıklı olarak elde edilememesi nedeniyle sistemde yer almamıştır. Ancak ileriki çalışmalarda doğru ve sağlıklı bir şekilde nüfus artışı, ekonomik büyüme, göç gibi veriler yük kestiriminde kullanılırsa daha iyi sonuçlar ve sağlam planlamalar için yük kestirimi yapılabilir.

KAYNAKLAR

- [1] Öztürk, S., “Elektrik Üretim Sistemlerinin Optimal Planlanmasında Yeni Bir Modelleme ve Çözüm”, Doktora Tezi, *Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 28–30, (1989).
- [2] De Martino, B., Fusco, G., Mariani, E., Randino, R., Ricci, P., “A ;Medium and Short Term Load Forecasting Model for Electrical Industry”, *Power Industry Computer Applications Conference*, 186–191 Cleveland–Ohio, May 15–18, (1979).
- [3] Smolleck, H.A., Kim, K.C., “An Interactive Distribution Load Forecasting Methodology for Minicomputer Use Based Upon a Markov–Type Process”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 3, 52–58, (1988).
- [4] Lambert-Torres, G., Traore, C.O., Lagace, P.J., Mukhedkar, D., “A Knowledge Engineering Tool for Load Forecasting”, *Proceedings of the 33rd Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 144–147 Alberta ,Canada, August 12–5, (1990).
- [5] Lee, K.Y., Cha, Y.T., Park, J.H., “Short–Term Load Forecasting Using an Artificial Neural Network”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 7, 124–32, (1992).
- [6] Cheok, K., Kottathra, K., Pryor, T.L., Cole, G.R., “Load Forecasting for Remote Area Power Supply Systems”, *Proceedings the 11th Conference on Artificial Intelligence for Applications*, 231–237 Los Angeles, CA, February 20–22, (1995).
- [7] Reinschmidt, K.F., Ling, B., “Artificial Neural Networks in Short Term Load Forecasting”, *Proceedings of the 4th IEEE Conference on Control Applications*, 209–214 Albany, New York, September 28-29, (1995).
- [8] Parlos, A.G., Oufi, E., Muthusami, J., Patton, A.D., Atiya, A.F., “Development of an Intelligent Long–Term Electric Load Forecasting System”, *Proceedings of International Conference on Intelligent System Application to Power Systems*, 288–292 Orlando, Florida, 28 January–2 February,(1996).
- [9] Kandil, M.S., El–Debeiky, S.M., Hasanién,N.E., “The Implementation of long–Term Forecasting Strategies Using a Knowledge–Based Expert System: Part–II”, *Electric Power Systems Research*, 58, 19–25 , (2001).

- [10] Kandil, M.S., El-Debeiky, S.M., Hasanien, N.E., “Long-Term Load Forecasting for Fast Developing Utility Using a Knowledge-Based Expert System”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 17, 491–496, (2002).
- [11] Al-Saba, T., El-Amin, I., “Artificial Neural Networks as Applied to Long-Term Demand Forecasting”, *Artificial Intelligence in Engineering*, 13, 189–197, (1999).
- [12] Nagasaka, K., Al Mamun, M., “Long-Term Peak Demand Prediction of 9 Japanese Power Utilities Using Radial Basis Function Networks”, *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 1, 315–322 Denver, Colorado, 6–10 June, (2004).
- [13] Kermanshahi, B., Iwamiya, H., “Up to year 2020 Load Forecasting Using Neural Nets”, *Electrical Power and Energy Systems*, 24, 789–797, (2002).
- [14] Chandrashekhara, A.S., Ananthapadmanabha, T., Kulkarni, A.D., “A Neuro-Expert System for Planning and Load Forecasting of Distribution Systems”, *Electrical Power and Energy Systems*, 21, 309–314, (1999).
- [15] Gavrilas, M., Ciutea, I., Tanasa, C., “Medium-Term Load Forecasting with Artificial Neural Networks Models ”, *16th International Conference & Exhibition on Electricity Distribution Part I: Contributions, CIRED*, 6, 5 London, 18-21 June, (2001).
- [16] Srinivasan, D., Liew, A.C., Chang, C.S., “Forecasting Daily Load Curves Using a Hybrid Fuzzy-Neural Approach ”, *IEE Proceedings Generation, Transmission & Distribution*, 141, 561–567, (1994).
- [17] Mohammed, O., Park, D., Merchant, R., Dinh, T., Tong, C., Azeem, A., “Practical Experiences with an Adaptive Neural Network Short-Term Load Forecasting System”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 10, 254–265, (1995).
- [18] Drezga, I., Rahman, S., “Input Variable Selection for ANN-Based Short-Term Load Forecasting”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 13, 1238–1244, (1998).
- [19] Chiu, C.C., Kao, L.J., Cook, D.F., “Combining a Neural Network with a Rule-Based Expert System Approach for Short-Term Power Load Forecasting in Taiwan”, *Expert Systems with Applications*, 13, 299–305, (1997).
- [20] Zheng, T., Girgis, A.A., Makram, E.B., “A hybrid wavelet-Kalman filter method for load forecasting”, *Electric Power Systems Research*, 54, 11–17, (2000).
- [21] Charytoniuk, W., Chen, M.S., “Very Short-Term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks ”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 15, 263–268, (2000).

- [22] Kodogiannis, V.S., Anagnostakis, E.M., “Soft Computing Based Techniques for Short–Term Load Forecasting”, *Fuzzy Sets and Systems*, 128, 413–426, (2002).
- [23] Elkateb, M.M., Solaiman, K., Al–Turki, Y., “A comparative Study of Medium–Weather–Dependent Load Forecasting Using Enhanced Artificial/Fuzzy Neural Network and Statistical Techniques”, *Neurocomputing*, 23, 3–13, (1998).
- [24] Drezga, I., Rahman, S., “Short–Term Load Forecasting with Local ANN Predictors”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 14, 844–850, (1999).
- [25] Beccali, M., Cellura, M., Lo Brano, V., Marvuglia, A., “Forecasting Daily Urban Electric Load Profiles Using Artificial Neural Networks”, *Energy Conversion and Management*, 45, 2879–2900, (2004).
- [26] Hsu, C.C., Chen, C.Y., “Regional Load Forecasting in Taiwan–Applications of Artificial Neural Networks”, *Energy Conversion and Management*, 44, 1941–1949, (2003).
- [27] Karacasu, Ö., Hocoğlu, M.H., “Yapay Sinir Ağları ile Gaziantep Yöresi için Yük Tahmini Analizi”, *International XII. Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks–TAINN*, Çanakkale, (2003).
- [28] Ceylan, G., Demirören, A., “Yapay Sinir Ağları ile Gölbaşı Bölgesinin Kısa Dönem Yük Tahmini”, *ELECO’2004*, Bursa, (2004).
- [29] Vallesco, M.M.B.R., Pacheco, M.A.C., Neto, L.S.R., De Souza, F.J., “Electric Load Forecasting: Evaluating the Noval Hierarchical Neuro–Fuzzy BSP Model”, *Electrical Power and Energy Systems*, 26, 131–142, (2004).
- [30] Hamzaçebi, C., Kutay, F., “Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini”, *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 19, 227–233, (2004).
- [31] Bhattacharyya, S.C., Thanh, L.T., “Short–Term Electric Load Forecasting Using an Artificial Neural Network: case of Vietnam”, *International Journal of Energy Research*, 28, 463–472, (2004).
- [32] Sisworahardjo, N.S., El–Keib, A.A., Choi, J., Valenzuela, J., Brooks, R., El–Agtal, I., “A Stochastic Load Model for an Electricity Market”, *Electric Power Systems Research*, 76, 500–508, (2006).
- [33] Nalbant, A., Aslan, Y., Yaşar, C., “Kütahya İli Elektrik Puant Yük Tahmini”, *11. Elektrik Elektronik Bilgisayar Mühendisliği Ulusal Kongresi*, 211–214, İstanbul, 22–25 Eylül, (2005).

- [34] Al-Hamadi, H.M., Soliman, S.A., “Long-Term/Mid-Term Electric Load Forecasting Based on Short-Term Correlation and Annual Growth”, *Electric Power Systems Research*, 74, 353–361, (2005).
- [35] Karayiannis, N.B., Balasubramanian, M., Malki, H.A., “Short-Term Electric Power Load Forecasting Based on Cosine Radial Basis Function Neural Networks: An Experimental Evaluation”, *International Journal of Intelligent Systems*, 20, 591–605, (2005).
- [36] Ghiassi, M., Zimbra, D.K., Saidane, H., “Medium Term System Load Forecasting with a Dynamic Artificial Neural Network Model”, *Electric Power Systems Research*, 76, 302–316, (2006).
- [37] Cavallaro, F., “Electric Load Analysis Using an Artificial Neural Network”, *International Journal of Energy Research*, 29, 377–392, (2005).
- [38] Topalli, A.K., Erkmn, I., Topalli, I., “Intelligent Short-Term Load Forecasting in Turkey”, *Electrical Power & Energy Systems*, (2006).
- [39] Y., Hasan, “Yapay Sinir Ağı Metodolojisi ile Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik değişkenler için Türkiye Örneği”, Uzmanlık Tezi, *Ekonomik Modeller ve Stratejik Araştırmalar Genel Müdürlüğü*, Ankara, (2005).
- [40] Pala, İ., “Elektrik Sistemlerinde Bölgesel Yük Tahmini”, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, (1998).
- [41] Gürsoy, E., “Yük Tahmini Yöntemleri ve Çukurova Elektrik T.A.Ş. Bölgelerine Uygulanması”, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, (2000).
- [42] Avrupa Birliği Ekonomik ve Sosyal İşler Komitesi 2004, “*Elektrik Üretiminde Nükleer Enerji Kullanılması ile İlgili Sorunlar Üzerine Görüşü*”, Türkiye Atom Enerjisi Kurumu, http://www.taek.gov.tr/bilgi/nukleer/ab_nukenerji.html, (Ziyaret Tarihi : 15 Mayıs 2006).
- [43] Kılıç, O., Ay, S., “Yapay Sinir Ağları Tekniği Kullanılarak Belirli Bir dönemdeki Enerji Talebinin Tayin Edilmesi”, *Dünya Enerji Konseyi Türk Milli Komitesi, Türkiye 7. Enerji Kongresi, Bildiriler Kitabı*, 75–82, Ankara, (1997).
- [44] Kermanshahi, B., “Recurrent Neural Network for Forecasting Next 10 years Loads of Nine Japanese Utilities”, *Neurocomputing*, 23, 125–133, (1998).
- [45] İzmirlioğlu, A., “Sekizinci Beş Yıllık Kalkınma Planı-Elektrik Enerjisi Özel İhtisas Komisyonu Raporu” *Devlet Planlama Teşkilatı DPT:2569-ÖİK:585*, Sayfa(7-7)133,2001 (<http://ekutup.dpt.gov.tr/enerji/oik585.pdf>)
- [46] Haykin, S., “Neural Networks a Comprehensive Foundation”, Second Edition, *Prentice – Hall, Inc., A Viacom Company*, (1999).

- [47] http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html(**Ziyaret Tarihi:15 Nisan 2006**)
- [48] I., Kaastra, M., Boyd 1996. “Designing a neural network for forecasting financial and economic time series.” *Neurocomputing*, 10(3), 215-236, (1996).
- [49] <http://www.backpropagation.netfirms.com/tarihce.htm>, (**Ziyaret Tarihi: 17 Nisan 2005**).
- [50] Öztemel, E., “Yapay Sinir Ağları”, 1. Basım, *Papatya Yayıncılık*,(2003).
- [51] Omatu, S., Khalid, M., Yusof, R., “Neuro–Control and Its Application”, *Springer–Verlag Berlin Heidelberg*, New York, 1996.
- [52] <http://kinodelia.fisek.com.tr/enerjiraporu.html>, (**Ziyaret tarihi :12Mayıs2006**).

EK – B

```
% Kestirim sonuçlarını gösteren ana program
function [R] = yuk_tahmini(hedef_yil)
load gercek; % kontrol için gercek değerlere bak
if (hedef_yil<1995)
    hedef_yil=1996;
end;
baslangic_yili=1995;
yil=hedef_yil-baslangic_yili;
baslangic_1=492;
baslangic_2=519;
baslangic_3=459;
baslangic_4=436;
baslangic_5=463;
baslangic_6=392;
baslangic_7=471;
baslangic_8=451;
baslangic_9=464;
baslangic_10=490;
baslangic_11=505;
baslangic_12=508;
load yuk_tahmin_eski;
load yuk_tahmin_eski_2;
load yuk_tahmin_eski_3;
load yuk_tahmin_eski_4;
load yuk_tahmin_eski_5;
load yuk_tahmin_eski_6;
load yuk_tahmin_eski_7;
load yuk_tahmin_eski_8;
load yuk_tahmin_eski_9;
load yuk_tahmin_eski_10;
load yuk_tahmin_eski_11;
load yuk_tahmin_eski_12;
onceki_1=baslangic_1;
onceki_2=baslangic_2;
onceki_3=baslangic_3;
onceki_4=baslangic_4;
onceki_5=baslangic_5;
onceki_6=baslangic_6;
onceki_7=baslangic_7;
onceki_8=baslangic_8;
onceki_9=baslangic_9;
onceki_10=baslangic_10;
onceki_11=baslangic_11;
```

```

onceki_12=baslangic_12;
tahmin_1=baslangic_1;
tahmin_2=baslangic_2;
tahmin_3=baslangic_3;
tahmin_4=baslangic_4;
tahmin_5=baslangic_5;
tahmin_6=baslangic_6;
tahmin_7=baslangic_7;
tahmin_8=baslangic_8;
tahmin_9=baslangic_9;
tahmin_10=baslangic_10;
tahmin_11=baslangic_11;
tahmin_12=baslangic_12;
for i=1:yil
    %ocak ayi
P1_1=den_ruzgar_1(i); P2_1=den_sicaklik_1(i); P3_1=den_nem_1(i);
P4_1=onceki_1;
P_1=[P1_1;P2_1;P3_1;P4_1]; P_1=P_1/832;
TT1=sim(yuk_tahmin_eski,P_1);
ortalama_1=baslangic_1+(i-1)*58;
tahmin_1(i)=TT1*58+ortalama_1;
onceki_1=TT1*58+ortalama_1;
    %subat ayi
P1_2=den_ruzgar_2(i); P2_2=den_sicaklik_1(i); P3_2=den_nem_2(i);
P4_2=onceki_2;
P_2=[P1_2;P2_2;P3_2;P4_2]; P_2=P_2/833;
TT2=sim(yuk_tahmin_eski_2,P_2);
ortalama_2=baslangic_2+(i-1)*52.33333;
tahmin_2(i)=TT2*119.3333-45.3333+ortalama_2;
onceki_2=TT2*119.3333-45.3333+ortalama_2;
    %mart ayi
P1_3=den_ruzgar_3(i); P2_3=den_sicaklik_1(i); P3_3=den_nem_3(i);
P4_3=onceki_3;
P_3=[P1_3;P2_3;P3_3;P4_3]; P_3=P_3/802;
TT3=sim(yuk_tahmin_eski_3,P_3);
ortalama_3=baslangic_3+(i-1)*57.1650;
tahmin_3(i)=TT3*84+ortalama_3;
onceki_3=TT3*84+ortalama_3;
    %nisan ayi
P1_4=den_ruzgar_4(i); P2_4=den_sicaklik_1(i); P3_4=den_nem_4(i);
P4_4=onceki_4;
P_4=[P1_4;P2_4;P3_4;P4_4]; P_4=P_4/802;
TT4=sim(yuk_tahmin_eski_4,P_4);
ortalama_4=baslangic_4+(i-1)*60.6667 ;
tahmin_4(i)=TT4*154.01+ortalama_4;
onceki_4=TT4*154.01 +ortalama_4;
    %mayıs ayi
P1_5=den_ruzgar_5(i); P2_5=den_sicaklik_1(i); P3_5=den_nem_5(i);
P4_5=onceki_5;

```

```

P_5=[P1_5;P2_5;P3_5;P4_5]; P_5=P_5/793;
TT5=sim(yuk_tahmin_eski_5,P_5);
ortalama_5=baslangic_5+(i-1)*54.9983 ;
tahmin_5(i)=TT5*144.0000-41+ortalama_5;
onceki_5=TT5*144.0000-41 +ortalama_5;
    %haziran ayi
P1_6=den_ruzgar_6(i); P2_6=den_sicaklik_1(i); P3_6=den_nem_6(i);
P4_6=onceki_6;
P_6=[P1_6;P2_6;P3_6;P4_6]; P_6=P_6/865;
TT6=sim(yuk_tahmin_eski_6,P_6);
ortalama_6=baslangic_6+(i-1)*69 ;
tahmin_6(i)=TT6*1151+ortalama_6;
onceki_6=TT6*151 +ortalama_6;
    %temmuz ayi
P1_7=den_ruzgar_7(i); P2_7=den_sicaklik_1(i); P3_7=den_nem_7(i);
P4_7=onceki_7;
P_7=[P1_7;P2_7;P3_7;P4_7]; P_7=P_7/875;
TT7=sim(yuk_tahmin_eski_7,P_7);
ortalama_7=baslangic_7+(i-1)*67.3333 ;
tahmin_7(i)=TT7*130-89+ortalama_7;
onceki_7=TT7*130-89 +ortalama_7;

    %agustos ayi
P1_8=den_ruzgar_8(i); P2_8=den_sicaklik_1(i); P3_8=den_nem_8(i);
P4_8=onceki_8;
P_8=[P1_8;P2_8;P3_8;P4_8]; P_8=P_8/903;
TT8=sim(yuk_tahmin_eski_8,P_8);
ortalama_8=baslangic_8+(i-1)*67.83337 ;
tahmin_8(i)=TT8*113+ortalama_8;
onceki_8=TT8*113 +ortalama_8;
    %eylul ayi
P1_9=den_ruzgar_9(i); P2_9=den_sicaklik_1(i); P3_9=den_nem_9(i);
P4_9=onceki_9;
P_9=[P1_9;P2_9;P3_9;P4_9]; P_9=P_9/838;
TT9=sim(yuk_tahmin_eski_9,P_9);
ortalama_9=baslangic_9+(i-1)*62.3350 ;
tahmin_9(i)=TT9*106+ortalama_9;
onceki_9=TT9*106 +ortalama_9;
    %ekim ayi
P1_10=den_ruzgar_10(i); P2_10=den_sicaklik_1(i); P3_10=den_nem_10(i);
P4_10=onceki_10;
P_10=[P1_10;P2_10;P3_10;P4_10]; P_10=P_10/802;
TT10=sim(yuk_tahmin_eski_10,P_10);
ortalama_10=baslangic_10+(i-1)*46.8333 ;
tahmin_10(i)=TT10*163.9+ortalama_10;
onceki_10=TT10*163.9 +ortalama_10;
    %kasim ayi
P1_11=den_ruzgar_11(i); P2_11=den_sicaklik_1(i); P3_11=den_nem_11(i);
P4_11=onceki_11;

```

```

P_11=[P1_11;P2_11;P3_11;P4_11]; P_11=P_11/802;
TT11=sim(yuk_tahmin_eski_11,P_11);
ortalama_11=baslangic_11+(i-1)*64.5017 ;
tahmin_11(i)=TT11*194+ortalama_11;
onceki_11=TT11*194 +ortalama_11;
    %aralık ayi
P1_12=den_ruzgar_12(i); P2_12=den_sicaklik_1(i); P3_12=den_nem_12(i);
P4_12=onceki_12;
P_12=[P1_12;P2_12;P3_12;P4_12]; P_12=P_12/802;
TT12=sim(yuk_tahmin_eski_12,P_12);
ortalama_12=baslangic_12+(i-1)* 64.5017 ;
tahmin_12(i)=TT12*190-20+ortalama_12;
onceki_12=TT12*190-20 +ortalama_12;

yillikegri((i-1)*12+1)=tahmin_1(i);
yillikegri(((i-1)*12)+2)=tahmin_2(i);
yillikegri(((i-1)*12)+3)=tahmin_3(i);
yillikegri(((i-1)*12)+4)=tahmin_4(i);
yillikegri(((i-1)*12)+5)=tahmin_5(i);
yillikegri(((i-1)*12)+6)=tahmin_6(i);
yillikegri(((i-1)*12)+7)=tahmin_7(i);
yillikegri(((i-1)*12)+8)=tahmin_8(i);
yillikegri(((i-1)*12)+9)=tahmin_9(i);
yillikegri(((i-1)*12)+10)=tahmin_10(i);
yillikegri(((i-1)*12)+11)=tahmin_11(i);
yillikegri(((i-1)*12)+12)=tahmin_12(i);
end
hold on
plot(tahmin_1,'x')
plot(tahmin_1)
figure(2)
hold on
plot(tahmin_2,'x')
plot(tahmin_2)
figure(3)
hold on
plot(tahmin_3,'x')
plot(tahmin_3)
figure(4)
hold on
plot(tahmin_4,'x')
plot(tahmin_4)
figure(5)
hold on
plot(tahmin_5,'x')
plot(tahmin_5)
figure(5)
hold on
plot(tahmin_5,'x')

```

```
plot(tahmin_5)
figure(6)
hold on
plot(tahmin_6,'x')
plot(tahmin_6)
figure(7)
hold on
plot(tahmin_7,'x')
plot(tahmin_7)
figure(8)
hold on
plot(tahmin_8,'x')
plot(tahmin_8)
figure(9)
hold on
plot(tahmin_9,'x')
plot(tahmin_9)
figure(10)
hold on
plot(tahmin_10,'x')
plot(tahmin_10)
figure(11)
hold on
plot(tahmin_11,'x')
plot(tahmin_11)
figure(12)
hold on
plot(tahmin_12,'x')
plot(tahmin_12)
figure(13)
hold on
plot(yillikegri,'x')
plot(yillikegri)
R=yillikegri;
load yillik_gercek;
plot(TT,'r')
plot(TT,'x')
a=0;% grafik arayim için
plot(a)
```

ÖZGEÇMİŞ

1980 yılında Bursa'da doğdu. İlk ve orta öğrenimini Bursa'da tamamladı. 1998 yılında Demirtaşpaşa Anadolu Meslek Lisesi Elektrik Bölümü'nden mezun oldu. 2002 yılında Marmara Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektrik Eğitimi Bölümü'nü bitirdi. 2002 yılında Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'nde araştırma görevlisi olarak göreve başladı. 2003 yılında Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı'nda Yüksek Lisans öğrenimine başladı. Halen Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'nde ve Teknik Eğitim Fakültesi Elektrik Eğitimi Bölümü'nde araştırma görevlisi olarak görevine devam etmektedir.