

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE ELEKTRİK ENERJİSİ
NET TÜKETİM TAHMİNİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ**

**Hazırlayan
Salih TUTUN**

**Danışman
Yrd. Doç. Dr. Erdal CANIYILMAZ**

Yüksek Lisans Tezi

**Temmuz 2012
KAYSERİ**

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE ELEKTRİK ENERJİSİ
NET TÜKETİM TAHMİNİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ**

**Hazırlayan
Salih TUTUN**

**Danışman
Yrd. Doç. Dr. Erdal CANIYILMAZ**

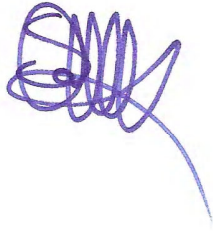
Yüksek Lisans Tezi

**Temmuz 2012
KAYSERİ**

Bu alıřmadaki tm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir řekilde elde edildiđini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranıřların gerektirdiđi gibi, bu alıřmanın znde olmayan tm materyal ve sonuları tam olarak aktardıđımı ve referans gsterdiđimi belirtirim.

Adı-Soyadı: Salih TUTUN

İmza :

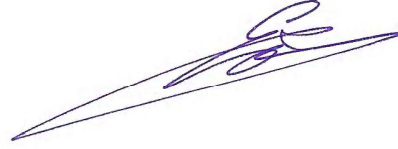
A handwritten signature in blue ink, consisting of several overlapping loops and a long tail extending to the right.

“Yapay Zekâ Teknikleri İle Elektrik Enerjisi Net Tüketim Tahmini: Türkiye Örneği” adlı Yüksek Lisans tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.

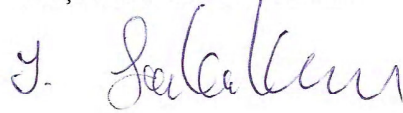
Tezi Hazırlayan
Salih TUTUN



Danışman
Yrd. Doç. Dr. Erdal CANIYILMAZ



Endüstri Mühendisliği ABD Başkanı
Doç. Dr. Mithat ZEYDAN



Yrd. Doç. Dr. Erdal CANIYILMAZ danışmanlığında Salih TUTUN tarafından hazırlanan “Yapay Zekâ Teknikleri İle Elektrik Enerjisi Net Tüketim Tahmini : Türkiye Örneği” adlı bu çalışma jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimler Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalında **yüksek lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

//

JÜRİ:

Danışman : Yrd. Doç. Dr. Erdal CANIYILMAZ



Üye : Doç. Dr. Coşkun HAMZAÇEBİ



Üye : Yrd. Doç. Duran TOKSARI



ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 18/07/2012 tarih ve 2012/31-15 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

18/07/2012


Prof. Dr. Necmettin MARAŞLI
Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR

Endüstri Mühendisi lisans mezunu olarak geldiğim Erciyes Üniversitesi Endüstri Mühendisliği'nde çalışmalarımı yönlendirmesinde, adaptasyonumda, araştırmalarımın her aşamasında bilgi, öneri ve yardımlarını esirgemeyerek akademik ortamda olduğu kadar insani ilişkilerde de sonsuz desteğiyle gelişmeye katkıda bulunan danışman hocam sayın Yrd. Doç. Dr. Erdal CANIYILMAZ hocama, uygulama kısmında yardımını esirgemeyen sayın Prof. Dr. Özgür KIŞI hocama, tezimin yazımı esnasındaki yardımlarından dolayı Okt. Hasret TUTUŞ ve Okt. Yasin ÜNAL'a, yüksek lisans öğrenimimin tez aşamasında çalışmalarına devam edebilmemde sağladıkları kolaylıklar için Artvin Çoruh Üniversitesi'ndeki mesai arkadaşlarıma ve yaşamımın her döneminde bana duydukları güven için aileme en derin duygularla teşekkür ederim.

Salih TUTUN
Kayseri, Temmuz 2012

YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE ELEKTRİK ENERJİSİ NET TÜKETİM TAHMİNİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

Salih TUTUN

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Yüksek Lisans Tezi, Haziran 2012

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Erdal CANIYILMAZ

KISA ÖZET

Elektrik enerjisi depolanamadığı ve üretildiği anda tüketildiği için tüketim talebi iyi planlanarak optimal enerji sistemi modelinin oluşturulması gerekmektedir. Planlamanın iyi yapılmaması yüksek maliyetlere sebep olmaktadır. İyi bir plan yapmak için gelecekte kullanılacak olan net tüketim miktarları tahmin edilmelidir. Literatürde bu konu üzerine birçok çalışma yapılmıştır. Bu tez çalışmasında ise geçmiş yıllara ait aylık veriler kullanılarak uzun dönemli elektrik tüketimi tahmini yapılmaktadır. Tüketim tahmini yapılırken ÇKA (Çok Katmanlı Algılayıcı), BG (Bulanık Genetik) ve ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) yöntemleri kullanılarak doğru tahmin için en iyi model yapısı belirlenmeye çalışılmıştır. Bu yöntemlerin değerlendirilmesi sonucunda en iyi model yapısı olarak ANFIS Alt Kümeleme yöntemi seçilmiştir. En iyi model yapısı kullanılarak 2011-2020 yılları için net elektrik tüketim tahmini yapılmıştır. Sonuç olarak elde edilen tahmin değerleri literatürde yapılan çalışmalar ile kıyaslanarak daha iyi sonuç verdiği gösterilmiştir.

Anahtar kelimeler: Net elektrik tüketim tahmini, ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi), Çok Katmanlı Algılayıcı, Bulanık Genetik.

ESTIMATING THE NET ELECTRICITY ENERGY CONSUMPTION USING THE ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES: CASE OF TURKEY

Salih TUTUN

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

M.Sc. Thesis, June 2011

Supervisor: Asist. Prof. Dr. Erdal CANIYILMAZ

ABSTRACT

As electrical energy can not be stocked and consumed when produced, Optimal energy system model should be established by well-planning consumption demand. The fact that planning can not be done well causes high costs. Net consumption quantities, which will be used in the future, must be estimated in order to make a good plan. In literature, many studies have been done about this topic. In this thesis study, long-term electrical consumption estimation is made by using monthly data belonging to past years. While making consumption estimation, the best model structure has been tried to be identified in order to safely estimate by using Multi-Level Perceptron (MLP), fuzzy genetic (FG) and adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS). As a result of evaluation of this method, ANFIS lower-grouping system is chosen as the best model structure. Net electrical consumption for 2011-2020 years is estimated by using the best model structure. Consequently; Estimation values acquired shows that it gives better results when compared with studies done in literature.

Keywords: Net Electrical Consumption Estimation, Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) , Multi-Level Perceptron (MLP), Fuzzy Genetic (FG).

İÇİNDEKİLER

YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE ELEKTRİK ENERJİSİ NET TÜKETİM TAHMINİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

	<u>Sayfa No</u>
BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI.....	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI.....	iii
KABUL VE ONAY SAYFASI.....	iv
ÖNSÖZ.....	v
ÖZET.....	vi
ABSTRACT.....	vii
İÇİNDEKİLER.....	viii
TABLolar LİSTESİ.....	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xvii
KISALTMALAR VE SİMGELER.....	xix
GİRİŞ.....	1

1. BÖLÜM

ENERJİ TÜKETİM TAHMİNİ İÇİN LİTERATÜR TARAMASI

1.1. Yapay Zekâ Yöntemleri Kullanılarak Yapılan Tahmin Çalışmaları.....	3
1.1.1. YSA Yöntemi Kullanılarak Yapılan Çalışmalar.....	3
1.1.1.1. Enerji İle İlgili Konularda Tahmin Yapılan Çalışmalar.....	4
1.1.1.2. YSA'nın Diğer Alanlardaki Uygulamaları	6
1.1.2. YSA ve ANFIS Yöntemleri Kullanılarak Yapılan Çalışmalar	7
1.1.3. ANFIS Yöntemi Kullanılarak Yapılan Çalışmalar	8
1.1.4. Diğer Yapay Zekâ Yöntemleri Kullanılarak Yapılan Çalışmalar	8
1.2. Klasik Yöntemler Kullanılarak Yapılan Çalışmalar	10
1.2.1. Elektrik Enerjisi İle İlgili Tahmin Yapan Çalışmalar	10

1.2.2. Enerji Talep Tahminine Göre Yapılan Çalışmalar.....	11
1.3. Yapay Zekâ Ve Klasik Yöntemler Birlikte Kullanılarak Yapılan Çalışmalar	12
1.3.1. Elektrik Enerjisi İle İlgili Çalışmalar	12
1.3.2. Enerji Talebi İçin Yapılan Çalışmalar	15

2. BÖLÜM

ELEKTRİK ENERJİSİ VE TALEBİ

2.1. Elektrik Enerjisi.....	16
2.1.1. Elektrik Enerjisinin Özellikleri.....	16
2.1.2. Elektrik Enerjisinin Önemi.....	17
2.1.3. Elektrik Sektörünün Türkiye'deki Tarihsel Gelişimi.....	18
2.1.4. Türkiye'nin Enerji Bakımından Dünya'daki Konumu	19
2.2. Elektrik Enerjisi Talebi	20
2.2.1. Türkiye'de Elektrik Enerjisinde Arz-Talep Denge Sistemi	20
2.2.2. Elektrik Enerjisi Talep Tahmininin Önemi	21
2.2.3. Elektrik Enerjisi Tüketimini Etkileyen Faktörler.....	21
2.2.4. Talep Tahminlerinde Yapılacak Hataların Sonuçları.....	22
2.3. Elektrik Enerji Sistemlerinde Planlama	23
2.3.1. Türkiye Elektrik Enerjisi Sisteminin Genel Yapısı.....	23
2.3.2. Elektrik Enerjisi İle İlgili Temel Kavramlar.....	24
2.3.3. Planlama Kavramı Ve Amacı	25

3. BÖLÜM

NET ELEKTRİK TÜKETİM TAHMİNİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

3.1. YAPAY ZEKÂ	27
3.1.1. Yapay Sinir Ağları.....	28
3.1.1.1. Biyolojik Sinir Hücreleri	29
3.1.1.2. Yapay Sinir Hücresi.....	29

3.1.1.3. Yapay Sinir Ağının Yapısı	32
3.1.1.4. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme.....	32
3.1.1.5. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları	33
3.1.1.6. Yapay Sinir Ağlarının Hata Toleransı	34
3.1.1.7. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri	34
3.1.1.8. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	35
3.1.1.9. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları.....	40
3.1.1.10. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları	40
3.1.2. Bulanık Mantık.....	41
3.1.2.1. Bulanık Modelleme Ve Aşamaları.....	41
3.1.2.2. Üyelik Fonksiyonları.....	42
3.1.2.3. Bulanık Çıkarım Sistemi	43
3.1.3. Sinirsel Bulanık Sistemler	44
3.1.3.1. Bulanık Çıkarım Modelleri	44
3.1.3.2. Sinirsel-Bulanık Sistemlerin Avantajları	47
3.1.3.3. ANFIS Modeli	47
3.1.4. Genetik Algoritma	51
3.1.4.1. Fuzzy-Genetik Algoritma	51
3.2. Klasik yöntemler	53
3.2.1. Regresyon Modeli	53
3.2.2. Doğrusal Çoklu Regresyon Modeli	53

4. BÖLÜM

NET TÜKETİM TAHMİNİ UYGULAMASI

4.1. Modelin Oluşturulma Süreci	56
4.2. Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli (CKA).....	57
4.2.1. Çok Katmanlı Algılayıcı için Kombinasyon 1 Modeli.....	58

4.2.2. Çok Katmanlı Algılayıcı için Kombinasyon 2 Modeli.....	59
4.2.3. Çok Katmanlı Algılayıcı için Kombinasyon 3 Modeli.....	60
4.2.4. Çok Katmanlı Algılayıcı için Kombinasyon 4 Modeli.....	61
4.2.5. Çok Katmanlı Algılayıcı İçin En İyi Modelin Sonuçları	62
4.3. ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) Modeli	63
4.3.1. ANFIS İzgara Yöntemi İle Modelin Oluşturulması	64
4.3.2. ANFIS Alt Kümeleme (Subtractive Clustering) Modeli	65
4.3.3. ANFIS İçin Kombinasyon 1 Modeli.....	67
4.3.3.1. Kombinasyon 1 İçin En İyi Model.....	72
4.3.4. ANFIS İçin Kombinasyon 2 Modeli.....	75
4.3.4.1. Kombinasyon 2 İçin En İyi Model.....	81
4.3.5. ANFIS İçin Kombinasyon 3 Modeli.....	83
4.3.5.1. Kombinasyon 3 İçin En İyi Model.....	89
4.3.6. ANFIS İçin Kombinasyon 4 Modeli.....	91
4.3.6.1. Kombinasyon 4 İçin En İyi Model.....	96
4.4. Bulanık Genetik Yönteminin Uygulanması.....	99
4.4.1. Bulanık Genetik İçin Kombinasyon 2 Modeli	99
4.4.2. Bulanık Genetik İçin Kombinasyon 4 Modeli	103

5.BÖLÜM

TARTIŞMA-SONUÇ VE ÖNERİLER

5.1. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	110
5.2. ÖNERİLER.....	112
KAYNAKLAR.....	113
EKLER.....	121
ÖZGEÇMİŞ	

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 2.1.	2006 Yılında Türkiye Ve Dünya'da Elektrik Üretimi, Kurulu Güç Ve Gayri Safi Milli Hasıla Değeri.	19
Tablo 2.2.	Türkiye'nin Kurulu Güç, Brüt Üretim Ve Net Tüketime Yıllar İtibariyle Gelişimi.	24
Tablo 2.3.	Elektrik Enerji İle İlgili Temel Formüller.	25
Tablo 3.1.	Yapay Zekâ İle Doğal Zekânın Karşılaştırılma Değerleri.	28
Tablo 4. 1.	CKA'dan tek girdi sonucunda oluşan eğitim ve test aşaması hata değerleri	59
Tablo 4. 2.	ÇKA'dan iki girdi sonucunda oluşan eğitim ve test aşaması hata değerleri	60
Tablo 4. 3.	ÇKA'dan üç girdi sonucunda oluşan eğitim ve test aşaması hata değerleri	61
Tablo 4. 4.	ÇKA'dan dört girdi sonucunda oluşan eğitim ve test aşaması hata değerleri	62
Tablo 4. 5.	ÇKA'dan kombinasyonlar sonucunda oluşan en iyi eğitim ve test aşaması hata değerlerinin karşılaştırması	63
Tablo 4. 6.	(a)Izgara bölümlenme üçgensel mf (grid partition) modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	67
Tablo 4. 7.	(b) Izgara bölümlenme üçgensel mf (grid partition) modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	68
Tablo 4. 8.	Izgara bölümlenme gaussian mf modelinin değerlendirme ve test Aşamalarındaki Hataları	68
Tablo 4. 9.	(b) Izgara bölümlenme gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	69
Tablo 4. 10.	ANFIS alt kümeleme epoch sayısı 10 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	70

Tablo 4. 11.	(a) Anfis alt kümeleme epoch sayısı 100 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	71
Tablo 4. 12.	(b) ANFIS alt kümeleme epoch sayısı 100 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	72
Tablo 4. 13.	ANFIS ızgara yöntemi üçgensel (trimf) üyelik fonksiyonu.....	72
Tablo 4. 14.	ANFIS ızgara yöntemi gaussian(gaussmf) üyelik fonksiyonu.....	73
Tablo 4. 15.	ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 verildiğinde oluşan model.....	73
Tablo 4. 16.	ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 verildiğinde oluşan model.....	73
Tablo 4. 17.	ANFIS yönteminde en iyi model.....	74
Tablo 4. 18.	(a) Kombinasyon 2 için ızgara bölümlleme (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	75
Tablo 4. 19.	(b) Kombinasyon 2 için ızgara bölümlleme (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	76
Tablo 4. 20.	(a) Kombinasyon 2 için ızgara bölümlleme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	77
Tablo 4. 21.	(b) Kombinasyon 2 için ızgara bölümlleme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	78
Tablo 4. 22.	(a) Kombinasyon 2 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	78
Tablo 4. 23.	(b) Kombinasyon 2 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	79
Tablo 4. 24.	Kombinasyon 2 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları ...	80
Tablo 4. 25.	Kombinasyon 2 için ANFIS üçgensel (trimf) modelinin en iyi sonuç değeri	81
Tablo 4. 26.	Kombinasyon 2 için ANFIS gaussian mf modelinin en iyi sonuç değeri	81

Tablo 4. 27.	Kombinasyon 2 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelin en iyi sonuç değeri.....	82
Tablo 4. 28.	Kombinasyon 2 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 100 Olan Modelin En İyi Sonuç Değeri	82
Tablo 4. 29.	ANFIS Kombinasyon 2 İçin En İyi Sonuç Değeri	82
Tablo 4. 30.	(a) Kombinasyon 3 için ızgara bölümlleme (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	84
Tablo 4. 31.	(b) Kombinasyon 3 için ızgara bölümlleme (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	85
Tablo 4. 32.	(a) Kombinasyon 3 İçin Izgara Bölümlleme (Grid Partition) Gaussian MF Modelinin Değerlendirme Ve Test Aşamalarındaki Hataları.....	85
Tablo 4. 33.	(b) Kombinasyon 3 için ızgara bölümlleme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	86
Tablo 4. 34.	Kombinasyon 3 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	87
Tablo 4. 35.	Kombinasyon 3 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	88
Tablo 4. 36.	Kombinasyon 3 için ANFIS üçgensel (trimf) modelinin en iyi sonuç değeri	89
Tablo 4. 37.	Kombinasyon 3 İçin ANFIS Gaussian MF Modelinin En İyi Sonuç Değeri.....	89
Tablo 4. 38.	Kombinasyon 3 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 10 Olan Modelin En İyi Sonuç Değeri	89
Tablo 4. 39.	Kombinasyon 3 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 olan modelin en iyi sonuç değeri.....	90
Tablo 4. 40.	Kombinasyon 3 için ANFIS en iyi çözüm.....	90
Tablo 4. 41.	(a) Kombinasyon 4 için ızgara bölümlleme (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	91
Tablo 4. 42.	(b) Kombinasyon 4 için ızgara bölümlleme (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	92
Tablo 4. 43.	(a) Kombinasyon 4 için ızgara bölümlleme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	93

Tablo 4. 44.	(b) Kombinasyon 4 için ızgara bölümlleme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları.....	94
Tablo 4. 45.	(a) Kombinasyon 4 İçin ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki Hataları.....	94
Tablo 4. 46.	(b) Kombinasyon 4 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	95
Tablo 4. 47.	(a) Kombinasyon 4 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 100 Olan Modelin Değerlendirme Ve Test Aşamalarındaki Hataları.....	95
Tablo 4. 48.	(b) Kombinasyon 4 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları	96
Tablo 4. 49.	Kombinasyon 4 için ANFIS üçgensel (trimf) modelinin en iyi sonuç değeri.....	97
Tablo 4. 50.	Kombinasyon 4 İçin ANFIS Gaussian MF Modelinin En İyi Sonuç Değeri.....	97
Tablo 4. 51.	Kombinasyon 4 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 10 Olan Modelin En İyi Sonuç Değeri	97
Tablo 4. 52.	Kombinasyon 4 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 100 Olan Modelin En İyi Sonuç Değeri	97
Tablo 4. 53.	Kombinasyon 4 için ANFIS en iyi çözüm.....	98
Tablo 4. 54.	ANFIS yöntemiyle oluşturulan kombinasyonların hata değerlerinin karşılaştırılması.....	99
Tablo 4. 55.	(a) Kombinasyon 2 için fuzzy genetik modelleri	100
Tablo 4. 56.	(b) Kombinasyon 2 için fuzzy genetik modelleri.....	101
Tablo 4. 57.	Kombinasyon 2 için en iyi model.....	102
Tablo 4. 58.	(a) Kombinasyon 4 için fuzzy genetik modelleri	103
Tablo 4. 59.	(b) Kombinasyon 4 için fuzzy genetik modelleri.....	104
Tablo 4. 60.	Fuzzy genetik yöntemi ile oluşturulan kombinasyonların hata değerlerinin karşılaştırılması	105
Tablo 4. 61.	En iyi modeli oluşturmak için kullanılan yöntemlerin karşılaştırılması	105
Tablo 4. 62.	ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan kombinasyon 3 modeli	106

Tablo 4. 63.	(a) En iyi model yapısı kullanılarak oluşturulan yıllık tahmini değerler.....	107
Tablo 4. 64.	(b) En iyi model yapısı kullanılarak oluşturulan yıllık tahmini değerler.....	108
Tablo 5.1.	Literatürde Net Elektrik Tüketim Tahmini İçin Yapılmış Çalışmaların Yüzdeleri Ortalama Mutlak Hata Değeri.	111
Tablo 5.2.	Gelecek Yıllar İçin Elektrik Enerjisi Tahmin Değerleri.	111

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2. 1.	Türkiye'nin kurulu güç, brüt üretim ve net tüketimin yıllar itibariyle gelişiminin grafikte gösterilmesi	23
Şekil 2. 2.	Enerji sistemi planlamasına ilişkin kuruluş seması [23].....	26
Şekil 3. 1.	Biyolojik sinir hücresi.....	29
Şekil 3. 2.	Yapay sinir hücresi	30
Şekil 3. 3.	En çok kullanılan transfer fonksiyonları.....	31
Şekil 3. 4.	Üç katmanlı basit bir YSA örneği	32
Şekil 3. 5.	Çok katmanlı algılayıcının örnek modeli.....	38
Şekil 3. 6.	Geriye yayımlı algoritma	39
Şekil 3. 7.	Uzun boylu insanlar kümesinin (a) klasik ve (b) bulanık gösterimi.....	42
Şekil 3. 8.	Bulanık mantık sisteminin genel yapısı	43
Şekil 3. 9.	Mamdani tipi modeller için kuralların toplanması [79].....	45
Şekil 3. 10.	Sugeno tipi model için bulanık operatör işlemleri ve kuralların değerlendirilmesi [79].....	46
Şekil 3. 11.	Sugeno tipi model için kuralların toplanması [79]	47
Şekil 3. 12.	Sugeno bulanık modeli, eşdeğer ANFIS mimarisi ve bulanık çıkarım sistemi[58].....	49
Şekil 3. 13.	Gerçekleştirilen optimizasyon sürecinin şematik gösterimi	52
Şekil 4. 1.	TEIAS'dan elde edilen veri seti (Tamamı Ek 1'de verilmiştir)	55
Şekil 4. 2.	Net tüketim tahmini için oluşturulacak sinirsel bulanık çıkarım sisteminin genel yapısı	56
Şekil 4. 3.	En iyi model yapısının belirlenmesi için izlenen yol ve seçilen yöntemler.....	57
Şekil 4. 4.	Kombinasyon 1 sonucunda oluşan dağılım ve saçılma diyagramlarıdır	59

Şekil 4. 5.	Kombinasyon 2 sonucunda oluşan dağılma ve saçılma diyagramlarıdır	60
Şekil 4. 6.	Kombinasyon 2 sonucunda oluşan dağılma ve saçılma diyagramlarıdır	61
Şekil 4. 7.	Kombinasyon 4 sonucunda oluşan dağılma ve saçılma diyagramlarıdır	62
Şekil 4. 8.	Akış şeması : (a) alt kümeleme yöntemi, (b) ızgara bölümlene yönteminin akış seması	64
Şekil 4. 9.	Izgara bölümlene yöntemi ile oluşturulan kombinasyon 4'ün ağ yapısı modelin yapısı	65
Şekil 4. 10.	Alt kümeleme yöntemi ile oluşturulan kombinasyon 4'ün ağ yapısı	66
Şekil 4. 11.	Test Aşaması Hatalarının Dağılma Ve Saçılma Grafiği	74
Şekil 4. 12.	Değerlendirme Aşaması Hatalarının Dağılma Ve Saçılma Grafiği.....	74
Şekil 4. 13.	Test aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği	83
Şekil 4. 14.	Değerlendirme aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği.....	83
Şekil 4. 15.	Test Aşaması Hatalarının Dağılma Ve Saçılma Grafiği	90
Şekil 4. 16.	Değerlendirme Aşaması Hatalarının Dağılma Ve Saçılma Grafiği.....	90
Şekil 4. 17.	Test Aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği	98
Şekil 4. 18.	Değerlendirme aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği.....	98
Şekil 4. 19.	Test aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği	102
Şekil 4. 20.	Değerlendirme aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği.....	102
Şekil 4. 21.	Test aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği	104
Şekil 4. 22.	Değerlendirme aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği.....	104
Şekil 4. 23.	En iyi modelin test aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği.....	106
Şekil 4. 24.	En iyi modelin değerlendirme aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği	106
Şekil 5. 1.	Yıllık net tüketim tahmininin değişkenler ile olan ilişkisi	112

KISALTMALAR VE SİMGELER

<u>Sembol</u>	<u>Anlamı</u>	<u>Birimi</u>
A	Aktarılan Enerji Değişkeni	GW
ANT	Aylık Net Tüketim	GW
ADSL	Asymmetric Digital Subscriber Line (Asimetrik Sayısal Abone Hattı)	
ANN	Artificial Neural Network (Yapay Sinir Ağı)	
ANFIS	Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi	
ACOEDE	Ant Colony Optimization Energy Demand Estimation	
ARIMA	Birleştirilmiş Otoresif Hareketli Ortalama Modeli	
ARMA	Otoresif Hareketli Ortalamalar Modeli	
B	Brüt Üretim Değişkeni	GW
ÇDR	Çoklu Doğrusal Regresyon	
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı	
DZ	Doğal Zekâ	
ENPEP	Energy And Power Evaluation Program	
ETKB	Enerji Ve Tabi Kaynaklar Bakanlığı	
BG	Bulanık Genetik (Fuzzy Genetic)	
FIS	Fuzzy İnference System (Bulanık Çıkarım Sistemi)	
GA	Genetik Algoritma	
GaussMF	MATLAB'ın Genelleştirilmiş 'Gaussian' Üyelik Fonksiyonu	
GNP	Gross National Product (Gayri Safi Milli Hasılat)	GW
GSMH	Gayri Safi Milli Hasılat	GW
GPRM	Devirsel Mekanizmalı Gri Tahmin Yöntemi	
GW	GigaWatt	
H	İhracat Değişkeni	GW
I	İthalat Değişkeni	GW
İHD	İşletme Hakkı Devri	
KW	KiloWatt	

MAED	Model For Analysis Of Energy Demand (Enerji Talep Analizi Modeli)	
MF	Member Function (Üyelik Fonksiyonu)	
MLP	Multi Layer Perceptron (Çok Katmanlı Algılayıcı)	
MAE	Mean Average Error (Mutlak Yüzde Hata)	
MAPE	Mean Absolut Percentage Error (Mutlak Ortalama Yüzde Hata)	
MSE	Mean Squared Error (Ortalama Karesel Hata)	
MAED	Model For Analysis Of Energy Demand (Enerji Tahmin Modeli)	
MW	MegaWatt	
OECD	Ekonomik İşbirliği Kalkınma Örgütü	
PSO	Parça Sürü Optimizasyonu	
RMSE	Root Mean Squared Error (Etkin Hata)	
SARIMA	Mevsimsel Birleştirilmiş Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli	
SSE	Sum Squared Error (Toplam Karesel Hata)	
T	Tahmini Değer	
TEK	Türkiye Elektrik Kurumu	
TEAS	Türkiye Elektrik Anonim Şirketi	
TEDAŞ	Türkiye Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	
TEİAŞ	Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi	
Trimf	MATLAB'ın Genelleştirilmiş 'Üçgensel' Üyelik Fonksiyonu	
WASP	Wien Automatic System Planning Package	
YNT	Tahmin 1'in Yıllık Net Tüketimi	GW
YNT2	Tahmin 2'nin Yıllık Net Tüketimi	GW
YSA	Yapay Sinir Ağları	
Yİ	Yap-İşlet	
YİD	Yap-İşlet-Devret	
YZ	Yapay Zekâ	
Y	Gerçek Değer	

GİRİŞ

Elektrik enerjisinin bazı avantajları ve dezavantajları vardır: Güvenilirliği, kalitesi, yaygınlığı, iletiminin hızlı bir şekilde olması ve çevre için zararsız bir enerji kaynağı olması avantaj sağlayan özellikleridir; fakat elektrik enerjisinin bu kadar çok avantajının yanında kullanımını zorlaştıran yönler de vardır. Örneğin, elektrik enerjisini etkileyen birçok faktör olması sebebiyle ne kadar tüketim yapılacağı ve kayıp enerjinin ne kadar olacağı tam olarak tahmin edilememektedir.

Elektrik enerjisinin geçmiş yıllardaki tüketim miktarlarına baktığımız zaman dalgalı bir yapıda olduğunu görülür. Sürekli değişen tüketim verileri, gelecek için yatırım yapmayı zorlaştırmaktadır. Fiziksel akışının düzgün bir şekilde izlenememesi ve ölçülememesi de yine yatırım yapmayı zorlaştırmaktadır.

Birincil enerji kaynakları yeterli düzeyde olmadığı için ülkemiz, dışa bağımlı bir enerji politikası izlemektedir. Talep edilen elektrik enerjisinin miktarı, arz edilen miktardan düşük çıktığı zaman bir miktar enerji elde kalmakta ve zarar edilmektedir. Talep edilen elektrik enerjisi miktarı arz edilen miktardan fazla çıktığı zaman ise tekrar yüksek maliyetle enerji tedarik edilmektedir. Elektrik enerjisinin üretiminin maliyetli olması ve elektriğin depolanamaması sebebiyle, elektrik enerjisi için optimal bir üretim sistemi planlanması gerekmektedir. Dolayısıyla optimal bir üretim modeli oluşturmak için elektrik enerjisinin net tüketim miktarının tahmin edilmesi gerekmektedir.

Literatürde elektrik enerjisinin talebi için genellikle kısa dönemli, orta dönemli ve uzun dönemli tahmin çalışmaları yapılmıştır. Aynı zamanda ETKB tarafından talep tahmin modelleri oluşturulmuştur. Bu tez çalışmasında ise yapay zekâ tekniklerinden çok katmanlı algılayıcı, bulanık genetik ve ANFIS yöntemleri kullanılarak aylık olarak; yani orta dönemli elektrik tüketim tahmini yapılmıştır. En son aylık olarak yapılan net tüketim tahminleri kullanılarak 2010-2020 yılları için uzun dönemli net tüketim tahmin değerleri bulunmuştur.

Literatürde yapay zekâ teknikleri kullanılarak yapılan çalışmaların regresyon yöntemi gibi klasik yöntemlerden daha iyi tahmin yaptığı görülmüştür. Bu yüzden tez çalışması net elektrik enerjisinin tüketim tahmini yapay zekâ teknikleri kullanılarak yapılmıştır. Daha sonra yapay zekâ ile tahmin edilen değerler kullanılarak regresyon metodu ile matematiksel bir model oluşturulmuştur. Sonuç kısmında net elektrik tüketim tahmini yapan diğer çalışmalardan daha iyi tahmin yapıldığı belirtilmiştir.

Çalışma dört bölümden oluşmaktadır: Birinci bölümde, literatürde elektrik enerjisi ve kullanılan yöntemler ile ilgili araştırma yapılmıştır. İkinci bölümde, elektrik enerjisi ve talebi ile ilgili genel bilgi verilmiştir. Üçüncü bölümde, elektrik enerjisi tüketim tahmininde kullanılan yöntemler anlatılmış ve dördüncü ve son bölümde ise uygulama yapıldıktan sonra en iyi model seçilerek elektrik enerjisinin tahminî net tüketim değerleri elde edilmiştir. En iyi olan iki model seçilerek 2010-2020 yılları için net elektrik tüketim tahmini yapılmıştır. Bulunan tahmini değerlerin doğruluğu gösterilerek elektrik tüketimi için öneride bulunulmuştur.

1. BÖLÜM

ENERJİ TÜKETİM TAHMİNİ İÇİN LİTERATÜR TARAMASI

Elektrik enerjisi tüketim tahminine ve kullanılan yöntemlere yönelik literatür taraması yapıldığında çalışmaların üç ana başlıkta toplandığı görülmektedir:

1. Yapay Zekâ yöntemi kullanılarak yapılan tahmin çalışmaları,
2. Klasik tahminleme yöntemleri kullanarak yapılan tahmin çalışmaları,
3. Yapay Zekâ ve klasik tahminleme yöntemlerini birlikte kullanarak yapılan tahmin çalışmaları olarak sınıflandırılmaktadır.

Literatürde tahmine yönelik çalışmalar mevcuttur. Bu bölümde yapılan çalışmalar yukarıda numaralandırıldığı gibi sınıflandırılarak üzerinde kısaca durulmuştur.

1.1. Yapay Zekâ Yöntemleri Kullanılarak Yapılan Tahmin Çalışmaları

Yapay zeka yöntemleri olarak Yapay Sinir Ağı (YSA) Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve Bulanık Genetik (BG) yöntemleri kullanılmıştır. Bu bölümde yöntemlerin literatürde nasıl kullanıldığına bakılmıştır.

1.1.1. YSA Yöntemi Kullanılarak Yapılan Çalışmalar

Yapay Sinir Ağı (YSA)'nın kullanımını anlamak ve diğer yöntemlere göre kıyaslamak için mantığının kavranması önemlidir. Literatürde Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanılarak yapılan çalışmalar incelendiğinde; enerji ve diğer konular ile ilgili çalışmalar olarak ikiye ayrılabilir:

1.1.1.1. Enerji İle İlgili Konularda Tahmin Yapılan Çalışmalar

Literatür’de Yapay Zekâ tekniklerinden YSA kullanılarak Elektrik yük tahmini, enerji tüketimi, elektrik enerjisi talebi, elektrik üretim ve elektrik enerjisi tüketimi ile ilgili tahmin çalışmaları yapılmıştır. Yapılan çalışmalar kısaca özetlendiği zaman;

Yalçınöz ve arkadaşları [1], Niğde bölgesini ele alarak yapmış olduğu çalışmada, 2001-2004 yılları arasındaki tüketilen elektrik enerjisi verilerini kullanarak hareketli ortalamalar ve yapay sinir ağları yöntemi ile Niğde bölgesi elektrik enerjisi için yük tahmin çalışması yapmıştır.

Hamzaçebi ve Kutay [2], çalışmalarında YSA ve Box-Jenkins modelini kullanarak 5 yıllık bir zaman dilimi için Türkiye’de elektrik enerjisi tüketimi ile ilgili tahmininde bulunmuşlardır. Sonuç olarak, elde edilen bulgularla 2010 yılına kadar yapılan tahminde bulunmuşlar ve 1970-2002 yılları arası elektrik enerjisi tüketimi kullanılarak YSA, Zaman Serisi Analizi ve Regresyon Yöntemi ile yapılan tahminler karşılaştırılmıştır.

Sözen ve arkadaşları [3], Yapay Sinir Ağını eğitmek için iki farklı model kullanmışlardır. Amaç olarak Türkiye’nin net enerji tüketimi tahmini yapmak istenmektedir. Birinci modelde nüfus, büyüme ve kurulu güç girdilerini, ikinci modelde ise diğer enerji kaynakları girdi verisi olarak kullanılmıştır. Veri olarak 1975-2003 yılları arasındaki verileri eğitim veri seti olarak kullanmış ve YSA’nın net enerji tüketimi tahmininde başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Cilliyuz [4], Bursa’da 1995-2004 yıllarına ait yük tüketimlerini ve çevre koşullarını (sıcaklık, nem ve rüzgâr değerleri) veri olarak kullanıp YSA ile orta ve uzun dönem yük kestirimi yapmıştır.

Hamzaçebi [5], elektrik enerjisi talebini YSA yöntemi ile sektörel bazda ele alarak 2020 yılına kadar olan net elektrik tüketimini tahmin etmiştir. Çalışmasında YSA’yı tahmin aracı olarak kullanmasının en büyük sebebi YSA’nın enerji verilerinin non-linear (doğrusal olmayan) olan bir yapıda olması ve çoklu değişken tahmin edebilme yeteneğinin olmasıdır. YSA kullanılırken 1970-1997 yılları arası verileri eğitim, 1998-2002 yılları arası veriler ise test verileri olarak kullanılmıştır. Sonuç olarak net elektrik

tüketiminin 2020 yılına kadar yıllık ortalama artışını endüstriyel tüketim için %45,67, tarımsal tüketim için %3,65, evsel tüketim için %49,9 ve ulaşım için ise %0,75 olarak tahmin edilmiştir.

Sözen [6], Türkiye'nin net enerji tüketimi ve ekonomik göstergeler arasındaki ilişkiyi göstermek amacıyla Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanarak üç farklı model geliştirmiştir. Sonuç olarak ekonomik göstergelerin (nüfus, GNP ve GSMH) net enerji tüketiminde enerji göstergelerinden (kurulu güç, brüt üretim, enerji ithalat ve ihracatı) daha etkin olduğu belirtilmiştir.

Sözen [7], bir başka çalışmasında Türkiye'nin gelecekteki enerji bağımlılık durumunu tahmin etmek için temel enerji göstergelerini ve sektörel enerji tüketim verilerini kullanarak YSA ile iki farklı model oluşturulmuş ve enerji bağımlılığının önümüzdeki 14 yıl içerisinde % 72'den %82 'ye kadar yükseleceği belirtmiştir [7].

Kaya [8], elektrik enerjisi tüketim tahmini için yapay sinir ağları modelleri üretmiş ve elektrik enerjisi tüketimini etkileyen faktörler olarak ADSL abone sayısı ve sıcaklık değerlerini belirlemiştir. Yapay Sinir Ağı modellerini birbiri ile karşılaştırarak analiz yapmış ve hata oranlarını bulmuştur. Sonuç olarak en optimum sonucu veren Yapay Sinir Ağı olan MLP kullanılarak gelecek on yıla ait tüketim tahmini yapılmıştır. En son aşamada ise elektrik enerjisi tüketiminin, ADSL abone sayıları ile sıcaklık değerlerine ne kadar ilişkili olduğunu araştırmak amacıyla regresyon analizi yöntemi uygulanmıştır.

Kavaklıoğlu ve arkadaşları [9], elektrik tüketimini ekonomik göstergelerin bir fonksiyonu olarak modelleyebilmek için çok katmanlı geri yayımlı YSA modeli kullanmıştır. Çıktı olarak Türkiye'nin 2027'de net elektrik tüketimini 279 KW olarak ve oluşturulan model yardımıyla aynı yıla ait GSMH, ithalat ve ihracat değerleri de tahmin edilmiştir.

Yabancı kaynaklara baktığımız zaman; Afolabi ve arkadaşları [10], çalışmalarını Nijerya'nın Ogbomoso bölgesinde uygulamıştır. Yapılan çalışma ile geçmiş döneme ait saatlik ve haftalık veriler kullanılarak 24 saat sonrasının elektrik enerjisi talebi ANN (Artificial Neural Networks) modeli yardımıyla tahmin edilmiştir.

Kalaitzakis ve arkadaşları da [11], çalışma bölgesi olarak Yunanistanı ele almıştır. Benzer bir şekilde Crete adasındaki güç istasyonundan alınan saatlik veriler kullanılarak

24 saat sonrası için tahmin edilen değerler ANN modelinin farklı algoritmaları yardımıyla belirlenmiştir.

Kermanshahi ve Iwamiya [12], çalışmalarında ANN'nin geri yayımlı sinir ağı ve Jordan geri beslemeli sinir ağı algoritmalarını kullanarak Japonya için 2020 yılına kadar elektrik enerjisinin talep miktarını tahmin etmişlerdir.

Adepoju ve arkadaşları [13], Nijerya'da elektrik enerjisi talep tahminini yapmak için ANN modeli oluşturmuştur. Bu model ağustos 2003 dönemine ait elektrik enerjisi ile ilgili verileri kullanılarak oluşturulmuştur. 2007 yılı talep tahmini ANN modeli yardımıyla yapılmıştır.

1.1.1.2. YSA'nın Diğer Alanlardaki Uygulamaları

Literatür'de enerji ile ilgili çalışmaların dışında farklı konular üzerine de tahmin yapmak için YSA kullanılmıştır. YSA'nın nasıl tahmin yaptığı ve diğer yöntemlere göre nasıl sonuç verdiğini görmek için literatürdeki çalışmalar kısaca incelenmiştir.

Yurtoglu [14], çalışmasında YSA teknikleriyle Türkiye için tahmin modelleme çalışması yapmıştır. Bu çalışmayı gerçekleştirirken Türkiye ekonomisine ait makroekonomik değişkenler kullanmıştır.

Zhang ve Scofield [15], çalışmalarında YSA (Yapay Sinir Ağı) yöntemi ile uydu verilerini kullanarak yağmurun düşüşünü tahmin etmişlerdir.

Mohandes ve arkadaşları [16], YSA (Yapay Sinir Ağı) metodunu kullanarak rüzgâr hızını tahmin etmişlerdir. Perez ve Reyes [17], ise yapmış olduğu çalışmada YSA (Yapay Sinir Ağı) metodu kullanarak hava kirliliği tahmini yapmıştır. Çağlar ve arkadaşları [18], YSA (Yapay Sinir Ağı) yöntemi kullanılarak Betonere kırıların hasar analizi çalışmasını yapmıştır.

Kızılkın ve arkadaşları [19], çalışmalarında R410a soğutucu akışkan buhar sıkıştırılmalı soğutma çevriminde kullanmaktadır. Çalışmada R410a soğutucu akışkanının doyma basıncı, sıvı ve buhar entalpileri, kızgın buhar entalpisi ve sıcaklığı gibi termodinamik özellikler YSA (Yapay Sinir Ağı) modeli kullanılarak belirlenmiştir.

Keleşoğlu ve Fırat [20], Tuğla duvarındaki ve tesisattaki ısı kaybının sebeplerini YSA (Yapay Sinir Ağı) metodu kullanarak belirlenmesi için çalışma yapmıştır. Sonuç olarak ısı kaybı sebepleri belirlenmiştir.

Keleşoğlu ve Akarsu [21], betonarme bir binadaki yıllık ısı kaybı ve enerji ihtiyacının YSA kullanarak belirlemeye çalışmışlardır.

1.1.2. YSA ve ANFIS Yöntemleri Kullanılarak Yapılan Çalışmalar

Literatürde YSA ve ANFIS yöntemlerinin bir arada kullanıldığı çalışmalarda mevcuttur. Bu çalışmalar tezde kullanılacak yapay zekâ tekniklerinin belirlenmesi için kısaca incelenmiştir. Bunlar;

Ying ve Pan [22], ANFIS ile Tayvan'da bölgesel elektrik yük tahmini yapmak için bir model oluşturmuşlardır. Elde edilen sonuçları istatistiksel olarak değerlendirilerek Regresyon analizi, YSA, Genetik Algoritmalar ve Hibrid Elipsoid Bulanık Sistemlerden elde edilmiş sonuçlar ile yapılan karşılaştırma sonucunda en iyi tahmin değerinin ANFIS metoduna ait olduğu sonucuna varmışlardır.

Demirel [23], ANFIS (Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi), Otoregresif Hareketli Ortalamalar, YSA (Yapay Sinir Ağları) ve Regresyon teknikleri kullanarak elektrik enerjisi talep tahminleri yapmış ve hangi yöntemin talep tahmininin daha başarılı olduğunu belirtmiştir.

Enerji ile ilgili çalışmaların dışında YSA ve ANFIS yöntemleri farklı uygulamalar içinde kullanılmıştır. Bunlar;

Samer ve arkadaşları [24], akış hızını esas alarak, nehir üzerindeki seyahat zamanını tahmin eden iki farklı model oluşturmuşlardır. İki modelden bir tanesi ANFIS ile diğeri de geri yayımlı yapay sinir ağı ile oluşturulmuştur. Yapılan tahmin çalışması sonucunda nehir üzerinde seyahat süresinin tahmininde BPNN modelinin ANFIS' den bir miktar daha iyi bir tahmin performansı gösterdiği belirtilmiştir.

Batenia ve arkadaşları [25], aynı şekilde metot olarak YSA ve ANFIS metotlarını kullanarak su altında bulunan köprü kolonlarının durumunu incelemeye çalışmıştır. Atsalakış, ve arkadaşları [26], metot olarak ANFIS ve YSA metotlarını kullanarak, Yunanistan'da işsizlik oranı hakkında tahminde bulunmuşlardır.

Fırat [27], Seyhan nehrinde, sistem tasarımı ve planlama yapmak için su kaynaklarının tahmin edilmesinde YSA ve Bulanık mantığı içeren ANFIS veri tabanı yönetimini kullanmıştır. ANFIS ve YSA metotları kullanarak nehir akış tahmini yapılmıştır.

1.1.3. ANFIS Yöntemi Kullanılarak Yapılan Çalışmalar

ANFIS yöntemi kullanıldığı zaman nasıl bir tahmin uygulaması yapıldığını anlayabilmek için ANFIS ile ilgili çalışmalarda incelenmiştir. Bunlar;

Hocaoğlu ve arkadaşları [28], ANFIS ile rüzgâr gözlem istasyonlarında oluşabilecek geçici arıza veya bakım durumlarında, eksik verilerle aylık rüzgâr hızı tahmini için bir model oluşturmuşlardır. Tüm aylar için 3 veya 5 günlük verilerin olmadığını kabul edilmiştir. Tahmin çalışmaları sonucunda ise eksik verilerle çalışabilen tahmin modeli ile başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Ye ve arkadaşları [29], genel olarak çalışmalarında ANFIS metodu kullanarak değişken hızlı sürücüler ve indüksiyon motorlar için mekanik hata teşhisi çalışması yapmıştır. Yıldırım ve arkadaşları [30], ANFIS yöntemi kullanarak günlük hava kirliliği seviyesi tahmininde bulunmuşlardır. Sonuç olarak yapılan çalışma sonunda %80-90'a varan doğrulukta sonuçlara ulaşılmıştır.

Cameron ve Negnevitsky [31], çalışmalarında ANFIS yöntemini kullanarak rüzgâr hızı tahmin sistemi geliştirmişlerdir. Tazmany'a'da yapılan örnek çalışmanın sonucunda ANFIS yöntemi kullanılarak karşılaştırılan model %30 gibi bir hata ortalamasında tahminde bulunulurken, geliştirilen ANFIS modeliyle, mutlak hata yüzdesi ortalama %4'ün altında olan bir sonuçla rüzgâr hızı tahmininde bulunulmuştur.

1.1.4. Diğer Yapay Zekâ Yöntemleri Kullanılarak Yapılan Çalışmalar

YSA ve ANFIS yöntemlerinin dışında kullanılan başka yapay zekâ teknikleride vardır. Bu bölümde Literatürde kullanılan diğer yapay zekâ tekniklerine değinilmiştir. Bunlar;

Öztürk ve arkadaşları [32], Türkiye'nin endüstriyel elektrik enerjisi tahminini yapmak için Genetik Algoritma tekniğini kullanarak iki farklı non-lineer model (kuadratik ve üstel model) oluşturmuşlardır. Geliştirmiş oldukları modeller, 1996-2001 yılları arası gözlenen ve tahmini veriler ile model doğrulanmış ve 2002-2025 yılları için

tahminde bulunmaları sağlanmıştır. Çalışmalarında yaptıkları 1996-2001 yıllarının tahminleri, MAED tahminleri ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırıldığında, MAED, toplam elektrik tüketiminde %36, endüstriyel elektrik tüketiminde ise %81 oranında yüksek hata oranı ile tahminde bulunmuştur. Geliştirilen modeldeki hata oranı MAED hatalarına oranla çok daha düşük olduğu belirtilmiştir.

Toksarı [33], yöntem olarak Karınca Kolonisi Optimizasyonunu kullanarak Türkiye için birincil enerji talep tahmin modelini (ACOEDE- Ant Colony Optimization Energy Demand Estimation) oluşturmuştur. Karınca Koloni Algoritması tahmin yöntemi olarak kullanılmıştır. Enerji talep tahmini yapmak için çok uygun bir model olduğu belirtilmiştir.

Toksarı [34], bu çalışmasında ise Karınca Kolonisi Optimizasyonunu kullanarak net elektrik enerjisi üretimini ve elektrik talebini tahmin etmek için iki farklı model kurmuş ve gelecekte ekonomik göstergelerde (GSMH, Nüfus, İthalat ve ihracat) gerçekleşebilecek durumları tahmin eden 3 ayrı senaryo yardımı ile 2025 yılına kadar tahminde bulunmuştur. Yapmış olduğu modelleri, lineer ve kuadratik olarak iki farklı matematiksel model olarak değerlendirmiştir. Sonuç olarak oluşturduğu modellerin enerji tahmininde alternatif bir tahmin yöntemi olarak kullanılabilceği sonucuna ulaşmıştır.

Ünler [35], çalışmasında Parça Sürü Optimizasyonu (PSO) tekniğini kullanarak Türkiye için enerji talep tahmin modeli oluşturmuştur. Sonuç olarak 2006-2025 yılları arasında enerji talep tahminini 3 farklı senaryo ele alarak oluşturmuş ve bulunan sonuçlar Toksarı'nın ACOEDE modelinin sonuçlarıyla karşılaştırmıştır. Sonuç olarak daha iyi bir model oluşturulduğu belirtilmiştir. Sonuçlar kıyaslanarak en iyi model yapısı oluşturulmaya çalışılmıştır.

Yurdusev ve arkadaşları [36], İzmir için aylık su tüketimi tahminini yapmışlardır. Bu çalışmayı yaparken ANFIS kullanmışlar ve oluşturdukları 25 farklı model sonucunda en iyi tahmin sonuçlarının sıcaklık ortalaması (aylık), nüfus ve su faturası (aylık) verileri girdi olarak alındığında en iyi sonuçların bulunduğunu belirtmişlerdir. Aylık su tüketimi tahmin modeli oluşturulmuştur. Diğer modellere baktığımız zaman ANFIS tekniği iyi bir model yapısı oluşturmuştur.

Al-Saba ve El-Amin [37], Suudi Arabistan bölgesi için 1997-2006 yılları arasında gerçekleşen yüksek elektriğin yük talebini tahmin etmek için çalışma yapmıştır.

1.2. Klasik Yöntemler Kullanılarak Yapılan Çalışmalar

Bu bölümde yapay zekâ tekniklerinin yanı sıra klasik yöntemlerin elektrik enerji tüketiminde kullanımına bakılmıştır. Elektrik enerjisi ve enerji talep tahmini için literatürde klasik yöntemlerin kullanımı incelenmiştir. Bunlar;

1.2.1. Elektrik Enerjisi İle İlgili Tahmin Yapan Çalışmalar

Elektrik enerjisinin planlanması için klasik yöntemler kullanılarak tahmin yapılan çalışmalar incelenmiştir.

Yumurtacı ve Asmaz [38], yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin 1980-2050 yılları arasında enerji kullanım durumunu, nüfus artışı ve kişi başına düşen enerji tüketim artışını esas alarak Lineer Regresyon modelini hesaplamışlardır. Sonuç olarak 2050 yılında kişi başına düşen yıllık elektrik tüketiminin de 10.197 KW olacağı ve Türkiye nüfusunun 115 milyona ulaşacağı varsayımından yararlanarak Türkiye'nin enerji ihtiyacını 2050 yılında 1,173 milyar KW olarak tahminde bulunmuşlardır.

Keleş [39], Türkiye'nin Nüfus, GSMH ve elektrik enerjisinde kullanılan yakıt fiyatlarına ait verileri kullanarak MAED, ENPEP ve WASP modelleri ile 2020 yılına kadar olan Türkiye elektrik enerjisi için talep gösterimi yapılmış ve geçmişte yapılmış diğer uygulamalar ile karşılaştırmıştır [39].

Şener [40], nüfusun yıl içinde puantlı günde tüketilen enerji değerlerini, GSMH, yıllık toplam tüketilen enerji değerlerini ve 6 yıllık puant güç değerlerini kullanarak Regresyon analizi yapmıştır. Sonuç olarak 2010 yılına kadar Ankara metropol alanı için yük tahmini yapmıştır.

Tunç ve arkadaşları [41], genel olarak çalışmalarında, 2010 ve 2020 yılları için Türkiye'nin elektrik tüketim oranını regresyon analizi ile tahmin etmiş ve gelecekteki elektrik enerjisi yatırımlarının dağılımını tahmin edebilmek için lineer bir matematiksel model oluşturmuşlardır. 1980-2001 yılları arası elektrik tüketim verileri ve elektrik

üretim maliyet katsayıları girdi olarak alınıp 2010 ve 2020 yıllarına ait Türkiye'de elektriksel güç kaynağı yatırımı için tahminde bulunmuşlardır.

Akay ve Atak [42], Gri Tahmin Yöntemini kullanarak elektrik enerjisi ile alakalı talep tahmininde bulunmuşlardır. Tam olarak 1970-2004 yılları arası elektrik tüketim verilerini kullanarak, Devirsel Mekanizmalı Gri tahmin Yöntemi (GPRM) ile modellenmiştir. Bu model 1974-2004 yılları arasında toplam elektrik tüketimini %96.31 doğruluk oranıyla tahmin etmiştir. Tahmin sonuçları ETKB' nin tahmin sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak önerilen modelin daha doğru sonuçlar verdiği görülmüştür. Ayrıca 2006-2015 yılları için de tahminde bulunulmuştur. Bu sonuçlara göre 2015 yılında Türkiye'nin endüstriyel elektrik tüketiminin 140,37 TW ve toplam elektrik tüketiminin 265,5 TW olacağı belirtilmiştir.

Erdoğan [43], elektrik talep tahmini yapmak için bir model geliştirmiştir. Bu model "Kısmi düzeltme modeli" olarak adlandırılmıştır. Ayrıca verilerin özelliklerini analiz etmek amacıyla eş bütünleşme analizi uygulanmıştır. ARIMA modeli ile 2005-2014 yılları arasında yıllık elektrik talep tahmininde bulunulmuştur. Bulunan sonuçları halen geçerli olan resmi projeksiyonlar ile karşılaştırılmış ve elde edilen sonuçlara dayanarak bu projeksiyonlarda elektrik talebinin yüksek olduğu sonucuna varılmıştır. Sonuç olarak 2000-2004 yılları için yapılan tahminlerin gerçek değerler ile karşılaştırılması sonucu modelin ortalama %2,2 hatası olduğu belirtilmiştir.

1.2.2. Enerji Talep Tahminine Göre Yapılan Çalışmalar

Yapılan çalışmalar sadece elektrik tüketimi değil enerji tüketimi olarak da ele alınmıştır. Kısaca bu çalışmaları incelediğimiz zaman:

Ediger ve Tatlıdil [44], enerji tüketimi ile alakalı yıllık ilave miktarının zaman serileri verilerinde döngüsel kalıpların analizini içeren yeni bir teknik önermişlerdir. Elde edilen sonuçlar Winters' ın Üstel Düzeltme metoduyla karşılaştırılmıştır. Aynı zamanda 2010 yılında Türkiye'nin enerji tüketimi ile ilgilide tahminde bulunulmuştur.

Ediger ve Akar [45], yöntem olarak ARIMA ve SARIMA(mevsimsel) yöntemlerini kullanarak Türkiye'nin 2005-2020 yılları birincil enerji talebi için tahminde bulunmuşlardır. Çalışma sonuçlarına göre birincil enerji talebindeki yıllık artış oranı 1950-2005 arasında %4,9 olmasına rağmen 2005-2020 arası %3,3'e düşeceği

belirtilmiştir. Sebep olarak Türkiye'nin bu süre zarfında endüstrileşmede en üst noktaya ulaşmış olacağı tahmin edilmektedir.

Yüksek ve arkadaşları [46], hidroelektrik enerjinin Türkiye'deki enerji talep tahmini üzerinde nasıl bir rol oynadığını incelemiştir. Kullanılan tahmin yöntemi olarak bir benzetim modeli olan "Enerji Talebini Değerlendirme Modeli (Model for Assessment of Energy Demand - MAED)" kullanılmıştır. Son olarak tahmin çalışması sonucunda 2020 yılındaki Türkiye'nin hidroelektrik enerji potansiyelinin toplam tüm enerji ihtiyacının %33-46'sını karşılanacağı belirtilmektedir.

1.3. Yapay Zekâ Ve Klasik Yöntemler Birlikte Kullanılarak Yapılan Çalışmalar

Literatürde Yapay Zekâ Teknolojilerinin klasik yöntemlerden daha iyi sonuç verdiğini göstermek için birçok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalar, konu olarak elektrik enerjisi ve genel enerji konuları olarak ikiye ayrılmaktadır.

1.3.1. Elektrik Enerjisi İle İlgili Çalışmalar

Yapay Zekâ ve Klasik yöntemlerin Elektrik enerjisi üzerinde nasıl yorumlandığına ve çalışmalarda nasıl bir yol izlendiğine bakılmıştır.

Akar [47], ekonomik ve sosyal göstergeleri girdi olarak Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları (YSA) modelleri ile Türkiye için uzun dönem yük tahmini yapmıştır. Geri yayılım algoritması kullanan bir YSA modeli ve çok değişkenli regresyon analizi modeli kullanmıştır. Sonuç olarak ise YSA modelinin regresyon modelinden daha iyi sonuç verdiğini belirtmiştir [47].

Topallı ve arkadaşları [48], Türkiye'nin günlük olarak toplam elektrik yük tahmininde bulunmak istemişlerdir. Bu yüzden Hibrid bir YSA modeli geliştirmişlerdir. Hibrid yapı off-line öğrenmeli ve gerçek zamanlı tahmini birleştiren bir yapıdadır. Bu metot uygun verileri kullanarak ağırlıkları değişen koşullara göre adapte edebilmekte ve bağlantıları düzenleyebilmektedir. Oluşturulan modeli karşılaştırmak amacıyla klasik bir ARMA modeli oluşturulmuş ve önerilen metodun özellikle tatil günleri için daha düşük hata verdiği sonucuna ulaşılmıştır. Sonuç olarak 2002 yılı için elde edilen ortalama hata %1.60 olarak bulunmuştur.

Yoldaş [49], genel olarak Türkiye'nin sosyo-ekonomik yapısı ve nüfus artışı gibi konuları göz önünde tutarak Regresyon tekniği ve YSA ile Türkiye'nin 2005-2020 yılları arasındaki elektrik enerjisi talep gelişimi için tahminde bulunmuştur.

Gültekin [50], çalışmasında yerel bir tahmin yapmıştır. Bursa şehri için orta dönem elektrik enerjisi talebi tahminini 2002-2006 yılları aylık tüketim verileri ile eksponansiyel, lineer ve kuadratik eğriye yaklaşım metotları kullanarak 2007 yılı için tahmin yapmıştır. Son olarak yıllık toplam tüketim verileri için de aynı yöntemler kullanılarak regresyon analizi yapılmıştır. Aynı zamanda, giriş ve çıkış değerleri arasında non-lineer olan bir ilişki kurularak esnek tahminde bulunma imkânına sahip YSA zaman serisi yaklaşımı ile eğitilmiştir. Son olarak 2007 yılı için sonuç değerler bulunmuştur.

Tamimi ve Egbert [51], Amerika'da YSA ve ARMA modelleri ile bir saatlik periyotlar ile alınan sıcaklık değişimleri ve elektrik enerjisi tüketim verileri kullanarak kısa dönemli yük tahmini yapmıştır.

Ceylan ve Demirören [52], çalışmalarında Gölbaşı bölgesine ait 2002 ve 2003 yıllarındaki gerçek güç ve sıcaklık verileri kullanmıştır. Yapay sinir ağları ve regresyon yöntemi kullanılarak Gölbaşı bölgesinin kısa dönemli yük tahmini yapılmış ve yapay sinir ağlarının gerçek değerlere daha yakın sonuç verdiği ve daha az hata ile çalıştığı belirtilmiştir.

El-Naggar ve Al-Rumaih [53], çalışmalarında 1977-1993 yılları arasındaki verileri kullanarak Genetik Tabanlı Algoritma, Optimal Filtre Tahminleyici ve En Küçük Kareler Tahmini teknikleri ile Mısır için yük tahmini yapmıştır. Çalışmada ilk önce 1977-1988 dönemine ait veriler kullanılarak sistemin modeli oluşturulmuş ve daha sonra belirtilen 3 farklı yöntemle elde edilen tahmin parametrelerine göre 1989-1993 dönemine ait elektrik enerjisi yükü tahmin edilmiştir.

Azadeh ve arkadaşları [54], YSA ile modellenen algoritma kullanarak elektrik tüketim tahmin çalışması yapmıştır. İran'da yüksek enerji tüketimine sahip endüstriyel sektörlerdeki elektrik tüketim verileri kullanılarak tahmin edilmiştir. Son olarak YSA ve varyans analizi yapılarak hata oranları bulunup karşılaştırılmış ve yapılan tahmin değerinin doğruluğu desteklenmiştir.

Hsiao-Tien Pao [55], çalışmasında doğrusal ve doğrusal olmayan modelleri karşılaştırarak elektrik tüketim tahmini yapmıştır. Veri olarak Tayvan'ın 1990-2002 yılları arasındaki elektrik tüketim verilerini kullanmıştır. Son olarak YSA ve regresyon analizi ile hata oranları tespit edilerek en iyi sonucu veren ağ modeli ile elektrik tüketim tahmini yapılmıştır.

Azadeh ve arkadaşları [56], çalışmalarında özellikle Çin ve İran gibi gelişmekte olan ülkelerdeki aylık değişen ve sezonluk elektrik tüketimi tahmini yapmıştır. Elektrik talebini tahmin etmek için zaman serisi ve veri madenciliği fuzzy sistemle entegre eden bir yapı oluşturulmuştur. fuzzy sistemi kullanabilmek için kural tabanı gerekmektedir. Kural tabanı oluşturmak için karar ağacı metodu kullanılmış ve Zaman serisi metodu olarak ARMA tercih edilmiştir. Çalışmada 1995-2005 yılları arasındaki elektrik tüketimi verileri kullanılarak GA ve ANN uygulanarak MAPE değerleri hesaplanmıştır. Sonuç olarak en iyi verim Fuzzy sistemlerde görülmüştür.

Uyarlamalı sinirsel bulanık sistemlerini kullanarak gerçekleştirilen tahmin uygulamaları literatürde geniş bir yer tutmaktadır. Kısaca incelersek eğer;

Azadeh ve arkadaşları [57], ANFIS, Monte Carlo simülasyonu ve zaman serileri yöntemlerinden oluşan karma bir yöntem ile elektrik tüketim tahmininde bulunan bir model önermişlerdir. Çalışmalarında bilgisayar simülasyonu ile aylık elektrik tüketimine ait rassal veriler bulunmuştur. Bu verileri kullanarak konvansiyonel zaman serileri yaklaşımı ARIMA ve ANFIS kullanılarak bir tahmin modeli oluşturulmuştur. Son olarak 1995-2005 yılları arasında İran 'da elektrik tüketimine ait verilerle yaptıkları çalışmanın sonuçlarını GA ve YSA ile yapılan çalışmaların sonuçlarıyla karşılaştırdıklarında önerdikleri algoritmanın daha iyi olduğu sonucuna varmışlardır.

Ok [58], Türkiye'de yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerinin birleşiminden oluşan ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) yöntemi ile elektrik enerjisi talep tahmininde bulunmuştur. Son olarak oluşturulan modelin performansını ölçmek amacı ile ayrı bir regresyon analizi modeli oluşturmuş ve elde edilen tahmin sonuçları ortalama mutlak yüzde hata kriteri üzerinden değerlendirmiştir. Sonuç olarak ANFIS ile oluşturulan modelinin daha başarılı bir tahmin modeli olduğu sonucuna varılmıştır.

1.3.2. Enerji Talebi İçin Yapılan Çalışmalar

Yapay Zekâ ve Klasik yöntemlerin birlikte kullanıldığı çalışmalarda elektrik enerjisinin yanında enerji sektöründe yapılan çalışmalar da incelenmiştir. Enerji sektöründe Yapay Zeka ve klasik yöntemlerin nasıl entegre edildiğine bakılmıştır.

Ceylan ve Öztürk [59], çalışmalarında, ekonomik göstergelere dayalı enerji talep tahmini için Genetik Algoritmalar ile model kurmuşlar ve modelin lineer ve üstel olarak iki farklı senaryo deneyerek modelleri çalıştırmışlardır. Son olarak oluşturulan model geçmişteki verileri kullanarak parametre değerlerini optimize ettiği ve 2025 yılına kadar yapılan tahmin değerleri, MAED ile karşılaştırıldığında daha düşük hata ortalaması verdiği gösterilmiştir.

Zhu ve arkadaşları [60], Çin’de elektrik talep tahmini yapmak için hibrid bir model tasarlamışlardır. Bu model ve Uyarlamalı parça sürü optimizasyon algoritmasını birleştirerek yeni bir yöntem ortaya atmışlardır. Elektrik talebi ile ilgili 4 tane zaman serisi seçmişler ve SARIMA yöntemi ile karşılaştırarak performans değerlendirmesi yapmışlardır.

Hocaoğlu ve Kurban [61], güneş enerjisinden yararlanma süreleri ölçmek için il bazında ANFIS yöntemi ile tahminde bulunmuşlardır. Tam olarak 1995-2002 yıllarına ait toplam ortalama güneşlenme süresi verileri kullanılarak 2003 yılı ile ilgili toplam güneşlenme süresi, eğri uydurma, doğru uydurma yöntemleri ve oluşturulan ANFIS yapısı olmak üzere üç yöntem kullanarak tahmin edilmiştir. ANFIS modeli, problemdeki tüm yıllara ait verileri diğer iki yöntemle kıyasladığımız zaman daha iyi sonuç verdiği için sonraki yıllar içinde gerçek değerlere daha yakın sonuçlar vereceği belirtilmiştir.

2. BÖLÜM

ELEKTRİK ENERJİSİ VE TALEBİ

2.1. Elektrik Enerjisi

Elektrik enerjisinde net tüketim tahmini yapabilmek için öncelikle elektrik enerjisinin önemi, tarihsel gelişimi, arz-talep dengesi, talep tahmini ve net tüketimi etkileyen faktörler üzerinde durulmuştur.

2.1.1. Elektrik Enerjisinin Özellikleri

Elektrik enerjisi, temel kamusal hizmet olarak nihai bir mal özelliği taşıırken ekonomik olarak faaliyet gösteren şirketler için, stratejik girdi konumunda olan bir ara mal konumundadır. Buna ek olarak, elektrik talebinin fiyat ve gelir esnekliklerinin düşük olması da elektriğin ikame edilmesi güç bir ürün olduğunu bize kanıtlamaktadır. Ülke ekonomileri açısından bu kadar önemli bir ürün olması, elektriğin, sabit frekans ve gerilim altında, ucuz ve sürekli bir şekilde sağlanmasını gerektirmektedir. Hemen hemen bütün ülkelerde endüstriyel müşteriler diğer müşterilerden daha ucuza elektrik alabildiklerini, bunun da endüstriyel müşterilerin taleplerinin daha esnek olmasından kaynaklandığını belirtmektedirler [58].

Elektrik kaynağının bazı özellikleri onu farklı ve zor bir ürün haline getirmektedir. Öncelikle depolanması çok masraflıdır. Elektriğin depolanması için gerekli olan hidroelektrik pompa ve pil gibi teknolojiler hiç kullanışlı değildir. Bu nedenle, elektrik talebi ve arzının her saniye dengelenmesi gerekmektedir. Elektriğin az ya da fazla olması sadece bir kaç müşteriyi etkilemekle kalmayacak, tüm elektrik şebekesinin de düzenini tehlikeye atacaktır. Bu sebepten dolayı şebeke operatörü zorunlu olarak tüketim kısıntısına gitmezse, elektrik talep eden tüketicilerin arz/talep dengesini sağlamak imkânsızlaşacaktır [1].

2.1.2. Elektrik Enerjisinin Önemi

Enerji kaynaklarının gelişimi incelendiğinde; Sanayi Devrimi ile beraber kömürün, daha sonra petrol ve doğal gazın dünya ekonomileri üzerindeki belirleyici konumları çarpıcı bir şekilde ortaya çıkmaktadır.[47] Dünyadaki tüketilen enerjini kaynağının önemi çok büyüktür. Dünyada Yaklaşık olarak % 36'ı petrolden, % 28'i kömürden, % 24'ü doğal gazdan üretilmektedir. Bu değerler fosil yakıtların dünyadaki enerji ihtiyacının % 88'ini karşıladığını göstermektedir. Dünya Enerji Konseyi ve Uluslararası Enerji Ajansı gibi önde gelen kuruluşların analizlerine bakıldığında, 2030 yılında yine bu üç fosil yakıtın enerji ihtiyacının % 85'ini karşılayacağı tahmin edilmektedir [62].

Enerji kaynakları; birincil ve ikincil enerji kaynakları olmak üzere iki sınıfa ayrılmaktadır: Birincil enerji kaynakları; petrol, radyoaktif maddeler, kömür, doğal gaz, rüzgâr, hayvansal ve bitkisel atıklar, güneş ve hidrolik enerji gibi başka kaynaklar tüketilmeden kendiliğinden var olan ve gerektiğinde doğrudan kullanılabilirler. Elektrik, havagazi ve buhar enerjisi örneklerinde olduğu gibi, ikincil enerji kaynaklarının elde edilebilmeleri, birincil enerji kaynaklarının kullanım oranına bağlıdır [47].

Günümüz şartlarında, "enerji" denildiğinde akla ilk olarak elektrik enerjisi gelmesine rağmen, halen özellikle ısınma ve ulaştırma sektörlerindeki sınırlı kullanımı sebebiyle, elektriğin nihai enerji tüketimindeki kullanımı tahmin edildiğinden daha düşük değere sahiptir. Aynı zamanda, elektrik enerjisinin dünya nihai enerji tüketimindeki payı 1971'de %9,0 iken 2002'de %16,1'e ulaşarak bu oranın artmaya devam etmesi ve 2030 yılında %20,2'ye ulaşması beklenmektedir. Elektrik enerjisi, bu özelliğiyle, nihai tüketimdeki payı sürekli olarak artan bir enerji çeşididir [47].

Dünyadaki elektrik enerjisi santralleri, kullanılan enerji tipine göre hidrolik santraller, nükleer santraller ve termik santraller olarak sınıflandırılmaktadır. Elektrik enerjisi üretmek adına, nükleer santrallerde, nükleer fizyondan elde edilen ısı enerjisi; termik santrallerde, kimyasal yakıtlardaki (kömür, doğal gaz, fuel oil) ısı enerjisi ve hidrolik santrallerde ise sudaki potansiyel enerji kullanılmaktadır.

2.1.3. Elektrik Sektörünün Türkiye'deki Tarihsel Gelişimi

Türkiye ilk defa elektrik enerjisi ile 1902 yılında Mersin'in Tarsus ilçesinde bir su değirmeninden yararlanılarak üretilmiş olan hidroelektrik enerji sayesinde başlamıştır. Daha sonra Türkiye 1913 yılında ilk büyük santralin İstanbul Silahtarağa'da kurulması sonucu gerçek anlamda elektrik sektörü ile ilk kez tanışmıştır. 1970 yılında Türkiye Elektrik Kurumu'nun (TEK) kurulması ile elektrik sektöründe ilk kurumsal yapıya kavuşmuştur. Türkiye 1984 yılına kadar, elektrik endüstrisi kamu mülkiyetinde dikey entegre tekel yapı özelliği göstermektedir. 1984 yılında, 3096 sayılı kanun ile özel sektörün elektrik üretimi, dağıtım ve ticareti yapabilmesine, dolayısıyla kamu tekeli dışında yapılanmaya imkân tanınmıştır [23].

1993 yılında, 93/4789 sayılı Bakanlar Kurulu Kararıyla TEK; üretim ve iletim piyasalarından sorumlu olan Türkiye Elektrik Üretim İletim A.Ş. (TEAŞ) ve dağıtım piyasasından sorumlu olan Türkiye Elektrik Dağıtım A.Ş. (TEDAŞ) olmak üzere ikiye bölünmüştür. 1994-1997 yılları arasında Yap-İşlet-Devret (YİD) ve Yap-İşlet (Yİ) modelleri çerçevesinde yatırımların yapılması ve hizmetlerin verilmesi için kanunlar çıkarılmıştır [23].

1999 yılında 4446 sayılı kanun ile tahkime ilişkin anayasa değişikliği yapılmış ve aynı zamanda 2000 yılında kamu hizmetleri ile ilgili imtiyaz sözleşmelerinde tahkim yoluna başvurulması ile ilgili 4501 sayılı kanun yürürlüğe girmiştir. Daha sonra 2000/1312 sayılı Bakanlar Kurulu Kararı ile TEAŞ, Türkiye Elektrik Üretim A.Ş., Türkiye Elektrik İletim A.Ş. ve Türkiye Elektrik Ticaret ve Taahhüt A.Ş. olmak üzere üç ayrı bölüme ayrılmıştır. Türkiye'de, 2000 yılı sonuna doğru, uzun süredir yürütülen elektrik sektöründe reform ve bunu destekleyen yeni kanun çalışmaları hızlanmış ve daha sonra Mart 2001'de yeni elektrik piyasası kanunu yürürlüğe girmiştir [23].

Yeni elektrik piyasasından önce elektrik piyasasında, TEAŞ tek alıcı konumundadır. Elektrik Dağıtım piyasasında ise TEDAŞ (Türkiye Elektrik Dağıtım A.Ş.) ile özel sektör şirketleri arasında otuz yıllığına İHD sözleşmeleri imzalanmıştır. TEAŞ ile özel sektör şirketleri arasında üretim piyasasında yirmi yıllığına YİD, Yİ ve İHD modelleri çerçevesinde anlaşmalar imzalanmıştır [23].

2.1.4. Türkiye'nin Enerji Bakımından Dünya'daki Konumu

OECD ülkeleri arasında Türkiye'nin 1995'te %2 olan üretim oranının 2020'de %7'ye çıkması tahmin edilmektedir. Türkiye'nin birincil enerji kaynakları linyit, kömür, asfaltit, hidrolik, doğalgaz, petrol, jeotermal, güneş enerjisi ve hayvan-bitki atıklarından oluşmaktadır. Bunların arasında kömür halen en büyük yakıt kaynağıdır ve enerji kullanımının yarısını petrol ve doğalgaz oluşturur. Doğalgaz enerji kullanımında %12'lik paya sahipken petrol %44'le en büyük paya sahiptir. Fakat doğalgaz ve petrol rezervleri oldukça sınırlıdır. Petrol ve doğalgazın birincil enerji üretimindeki payları sırasıyla %13 ve %1'dir. Linyit ise birincil enerji üretiminin %43'ü ile en büyük paya sahiptir [3].

Türkiye'deki Enerji talebindeki hızlı artış Türkiye'yi yabancı enerji tedarikçilerine bağımlı hâle getirmektedir ve bu durum 21. yüzyılda enerji kıtlığı olasılığını ortaya çıkarabilir [3]. Türkiye'nin ithal kaynaklara olan bağımlılığı gelişiminin istikrarı açısından önemli bir engeldir. Türkiye ithalci konumdan çıkmak için geleneksel enerji kaynaklarını kullanmak yerine yenilenebilir enerji kaynaklarını kullanmalıdır [77].

Türkiye'deki durum Tablo 2.1 de belirtilmiş olan elektrik üretimi değerleri incelendiğinde Dünya'daki toplam elektrik üretiminin %1,21'i Türkiye tarafından gerçekleştirilmiştir. Kişi başına düşen elektrik üretimi de dünya ortalamasının üzerindedir. Fakat Dünyadaki toplam kurulu gücün %1,07'sini oluşturan Türkiye kişi başına kurulu güçte dünya ortalamasının altındadır. Ekonominin elektrik yoğunluğuna bakıldığında ise Türkiye'de bu oran dünya ortalamasının %17 üzerindedir. Türkiye ekonomik olarak büyümedikçe bu oranın düşmesi beklenemez. Tablo 3.1'de de görüldüğü gibi Türkiye elektrik üretiminde kişi başına 2400 kWh ile dünya ortalamasının üzerindedir, ancak OECD ülkeleri arasında sonuncu sıradadır [47].

Tablo 2. 1. 2006 yılında türkiye ve dünya'da elektrik üretimi, kurulu güç ve gayri safi milli hasıla değeri [58]

	Nüfus (milyon)	Elektrik Üretimi		Kurulu Güç	
		Toplam (milyar kWh)	Kişi Başına Ortalama Yıllık (kWh)	Toplam (GW)	Kişi Başına (W)
Dünya	6400	14300	2234	3641	569
Türkiye	72	173,1	2400	38,3	539
Türkiye'nin Dünya'daki Payı	%1,12	%1,21	%1,07	%1,07	%0,95

2.2. Elektrik Enerjisi Talebi

Elektrik enerjisi bir çok faktörden etkilenererek talebi deđişmektedir. Ekonomik ve yapısal faktörlerin etkisiyle kullanımı deđişebilmektedir. Arz talep dengesinin sağlanması önemi bu bölümde anlatılmıştır.

2.2.1. Türkiye'de Elektrik Enerjisinde Arz-Talep Denge Sistemi

Arz-talep dengesinin sağlanması, yapılan bir dizi işlemin yanında çok önemli bir ön çalışma gerektirir. Ülkemizdeki ekonomik, sosyal, kültürel gelişmişlik ve koşullar dikkate alınarak ETKB tarafından çeşitli etkenler göz önüne alınıp uzun dönem yıllık talep tahminleri yapılır. Yıllık talep tahminleri temel alınarak aylık tüketim tahminleri hazırlanır. Aylık tahminlerden yola çıkarak günlük tüketim tahminleri yapılır. Günlük tüketim tahminleri gün içindeki talep deđişimleri dikkate alınarak saatlik şekilde çizelgelere dökülür ve bir önceki gün internet üzerinden ilgililere duyurulur. Konunun muhatapları (elektrik üretim şirketleri, elektrik ticaret şirketleri vb.) saatlik tüketim tahminlerine ve kendi özel durumlarına uygun olarak birlikte bildirilir [47].

Toplanan üretim miktarları; talebin karşılanması, fiyatı, varsa bölgesel sorunlar, hem iletim hem de dağıtım sistemindeki yapılacak programlı bakımlar vs. dikkate alınarak tahminde bulunulan talep miktarları karşılanıncaya kadar alınması suretiyle üretim programına dâhil edilir. Saatlik olarak satın alınmasına karar verilen üretimleri ucuzdan pahalıya doğru sıralayarak, önceden öngörülerek duyurulan saatlik tüketim tahmin değerine ulaşınca liste doldurulur. Böylece bulunan fiyat o saat için belirlenmiş fiyat olup o saat için üretim yapacak tüm santraller için geçerli olur. Bu yöntemle oluşturulan liste kesinleştirilip günlük üretim planı hazırlanır. Hazırlanan bu liste aynı zamanda o listede yer alan üretim şirketleri için üretim taahhüdü anlamına gelir. Herhangi bir nedenle (üretim tesisinde arıza, iletim tesisinde arıza v.b.) üretim şirketleri taahhüt ettikleri üretimi gerçekleştiremezlerse onların yerine diđer başka santrallerden fazla üretim yaptırılmak veya başka üretim tesislerini devreye almak suretiyle ek üretim yaptırılarak sistem dengesi sağlanır [47].

2.2.2. Elektrik Enerjisi Talep Tahmininin Önemi

Ülkelerin Enerji politikaları belirlenirken dikkate alınması gereken en öncelikli konu, ülkenin enerji kaynakları potansiyelinin bilimsel ve sağlıklı olarak belirlenmesidir. Ülke enerji kaynakları potansiyelinin saptanmasından sonra ise söz konusu kaynakların nasıl geliştirileceği, yerli ya da yabancı özel sektörün hangi alanlarda katkısına gereksinim olduğu, ithalatın gerekli olup olmadığı gibi konularda strateji geliştirilebilir [62]. Enerji politikalarına ihtiyaç duyduğumuz bir husus da enerji talep tahminlerinin sağlıklı yapılmasıdır. Tahminlerin dayandırılması gereken temel parametreler başlıca nüfus, enerji fiyatları, ekonomik büyüme, enerji politikaları, ekonomik gelişmeler ve enerji tasarrufuna yönelik tüketici davranışlarıdır. Bunların bilimsel ve gerçekçi yöntemlerle öngörülmesi ve gerek dünyadaki gerekse ülkedeki gelişmeler doğrultusunda sürekli güncelleşmesi ve gerektiğinde revize edilmesi doğru bir enerji politikasının ön şartıdır [62]. Enerji politikaları belirlenirken;

- Sistemlerin birbirleri ile nasıl entegre edileceği,
- Kısa-orta-uzun vadede hangi santralde, ne zaman ve ne kadar enerji üretilmesi gerektiği,
- Elektrik üretim, iletim ve dağıtım sistemlerine yönelik hangi temel yatırımların ne şekilde yapılacağı,
- Üretilen enerjinin hangi şebekeler üzerinden tüketiciye nasıl ulaştırılacağı,
- Acil durumlarda hangi ek tedbirlerin alınması gerektiği,
- Komşu ülkelerle enerji alış-verişinin nasıl olması gerektiği ve
- Ülkelerin dış şoklara karşı nasıl bağışıklık kazanabileceği, gibi bir dizi karmaşık tasarım ve planlama kararı ile stratejinin belirlenmesi ancak güvenilir talep tahminleri ile gerçekleştirilir [39].

2.2.3. Elektrik Enerjisi Tüketimini Etkileyen Faktörler

Elektriğin depolanamayan bir enerji kaynağı ve elektrik talebinin aşırı değişkenlik özelliği olması nedeniyle, elektrik arzının sürekli ve kesintisiz bir şekilde yapılmasını ve talebin anlık olarak karşılanabilmesini gerektirmektedir [49]. Elektrik tüketiminin tahmin edilebilmesi ancak elektrik talebinin tahmin edilmesi ile sağlanabilir. Ekonomik göstergeler elektrik talebinde büyük etki göstermektedir; ancak enerji ile ilgili faktörler,

uygun analiz sonucunda daha iyi sonuçlar verebilir. Elektrik talebi ile ilgili yapılan çalışmalarda ekonomik ve enerji ile ilgili göstergeler beraber incelenmiştir.

Ayrıca enerji planları içerisinde talep tahmin çalışmasının hassas ve gerçeğe en yakın bir şekilde yapılmış olması çok önemlidir. Büyük sermaye gerektiren enerji sektörü yatırım kararlarının alınmasında, talep çalışmalarının sonuçları önemli rol oynamaktadır. Talep çalışmalarının çeşitli sosyal, ekonomik, teknik ve coğrafi değişkenleri kapsamı, etkilerini irdemesi ve revize edilebilir olması sağlıklı bir planlama yapılabilmesi açısından şarttır [47].

2.2.4. Talep Tahminlerinde Yapılacak Hataların Sonuçları

Günlük hayatta elektrik enerjisi kaliteli ve ucuz olarak kullanılmak istenmektedir. Bu yüzden depolanamayan bir enerjiyi anlık olarak tedarik edebilmemiz gerekmektedir. Elektrik enerjisinin anlık olarak tedarik edebilmenin ilk koşulu iyi planlanmış bir enerji sistemidir. Enerji talebinin olması gerekenden düşük bir şekilde tahmin edilmesi ve bunun sonucuna bağlı olarak yanlış sistem tasarımı planlamasına sahip olunması halinde, zorunlu elektrik kesintileri gibi pek çok sıkıntının ortaya çıkması hatta ekonomik büyümenin zarar görmesi dahi gündeme gelebilir [39].

Günümüzde Türkiye elektrik piyasasında yaşanmakta olan sorunların başlıca sebebini, geçmişte elektrik talep tahminlerinin doğru bir şekilde yapılmamış ve sistem planlamasının gerçekçi olmayan bu tahminler üzerine tesis edilmiş olmasından kaynaklandığı görülmektedir. Başlıca sorunların sebepleri:

- Geçmişte elektrik arz açığı oluşacağı ön görüşüyle imzalanan yüksek miktar ve fiyat garantili pahalı elektrik alım sözleşmeleri nedeniyle, hâl-i hazırda yasal alt yapı hazır olmasına rağmen, pratikte serbest piyasa yapısına geçilememesi ve aşırı yüksek koşullu yükümlülükler nedeniyle kamu maliyesi üzerinde önemli riskler bulunması,
- Elektrik fiyatlarının yerli sanayinin uluslararası alanda rekabet etmesine engel olacak düzeyde yüksek seyretmesi,
- Öncelikli olarak kamu santralleri olmak üzere elektrik üretiminde atıl kapasite oranlarının korkutucu boyutlara ulaşması; bu durumun ciddi kaynak israfına yol

açması, yerel birincil enerji kaynaklarının yeterince değerlendirilememesi, birincil enerji kaynakları yönünden dışa bağımlılığın artması,

- Uygulanmakta olan ekonomik programın önemli bir ayağı olan özelleştirme sürecinin yukarıdaki nedenlerle aksaması,
- Yatırımların sürekli olarak üretim alanında yoğunlaşmış olması sebebiyle iletim ve dağıtım sistemlerinin ihmal edilmesi [39].

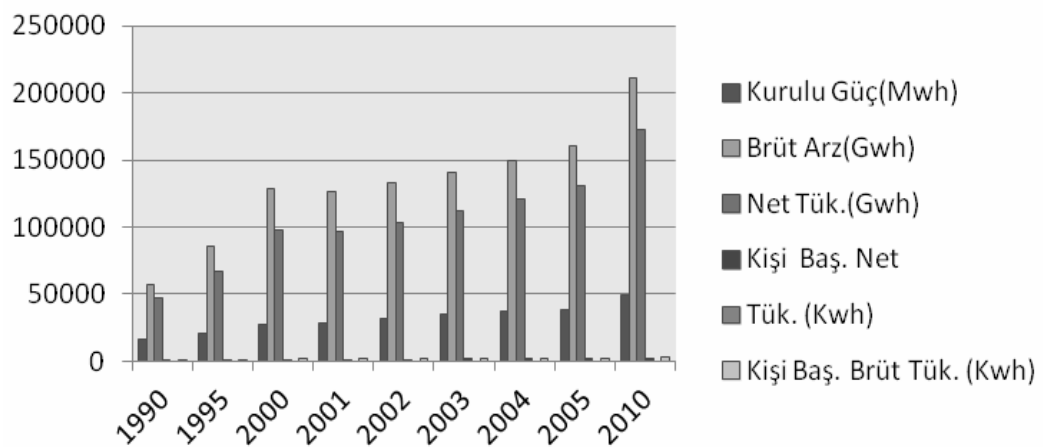
2.3. Elektrik Enerji Sistemlerinde Planlama

Bu bölümde elektrik enerjisinin genel yapısı, elektrik ile ilgili temel kavramlar ve elektrik enerjisinin planlamanın amacı ve nasıl yapıldığı anlatılacaktır.

2.3.1. Türkiye Elektrik Enerjisi Sisteminin Genel Yapısı

Türkiye enerji bakımından kendine yetemeyen bir ülkedir. Bulunduğu şartlar sebebiyle iyi bir sistem oluşturması ve elindeki kaynakları çok iyi kullanması gerekmektedir. Türkiye gelişmekte olan ve nüfusu sürekli artan bir ülke olduğu için geçici çözümler yerine kalıcı çözümler üretilmelidir. Bu mevzuda ithal etmek yerine yenilenebilir enerji kaynaklarını kullanarak enerji sistemi tekrar oluşturulmalıdır [63].

Petrolü yok denecek kadar az, hidroelektrik kaynakları nispeten bol; ama yetersiz, 6 milyar tona varan linyit rezervleri ise kalitesizdir. Türkiye elektrik sistemi Tablo 3.2’de gösterildiği gibi kurulu gücü 2010 yılında 49524.1 MW’ dır.



Şekil 2. 1. Türkiye'nin kurulu güç, brüt üretim ve net tüketimin yıllar itibariyle gelişiminin grafikte gösterilmesi

Üretim kapasitesi ise 291 bin GW' i aşmıştır. Kurulu gücün 32278.5 MW termik, 17245,6 MW hidrolik ve yenilenebilir kaynaklardan oluşmaktadır. 2020 yılı için söz konusu ulaşılması gereken hedefler, sırasıyla 105 bin MW ve 605 bin GW olarak kararlaştırılmıştır [63]. Şekil 2.1 de grafiksel olarak yıllık değişim ayrıntılı olarak gösterilmiştir.

Tablo 2. 2. Türkiye'nin kurulu güç, brüt üretim ve net tüketimin yıllar itibariyle gelişimi

	1990	1995	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2010
Kurulu Güç(Mwh)	16318	20954	27264	28332	31846	35587	36824	38844	49,524.1
Brüt Arz(Gwh)	56812	85551	128276	126871	132553	141151	150018	160794	211,207.7
Net Tük.(Gwh)	46820	67394	98296	97070	102800	111766	121142	130263	172,050.6
Kişi Baş. Net Tük. (Kwh)	834	1092	1449	1416	1479	1581	1687	1808	2,334
Kişi Baş. Brüt Tük. (Kwh)	1012	1386	1891	1851	1904	1996	2090	2231	2,854

2.3.2. Elektrik Enerjisi İle İlgili Temel Kavramlar

Elektrik enerjisinde üretilen enerjinin hepsi kullanılmamaktadır. Santrallerce üretilen enerjinin tamamı iletim sistemine aktarılamamakta, bir kısım enerji, tesislerin bizzat kendilerince tüketilmektedir. Bu şekilde tüketilen enerji, "iç tüketim" olarak adlandırılmaktadır. İç tüketimin yanı sıra, iletim ve dağıtım hatlarında da kayıplar meydana gelmektedir. Dolayısıyla, brüt üretimin tamamı nihai tüketiciye ulaştırılamamaktadır [47]. Elektrik enerjisi tüketimini daha iyi anlayabilmek için bazı terimlerin anlamını bilmemiz gerekiyor. Bunlar:

Brüt Talep: Elektrik enerji sistemlerinden brüt olarak üretilen elektrik enerjisi ve ithalat değerinin toplamından ihracat değerinin düşülmesidir. Kısaca piyasaya sürülen toplam elektrik enerjisi değeridir. Piyasanın istediği miktardır.

Brüt Arz: Elektrik enerjisinin üretim aşamasında elde edilen ile net olarak elde edilen ithalat değerinin toplam miktarıdır. Elimizdeki toplam brüt değerdir.

Net İthalat: Toplam yurtdışından ithal edilen miktardan ihraç edilen miktarın çıkartılmasıdır. Bu şekilde net bir girdi elde edilmektedir.

Net Üretim: Toplam brüt üretimden tek farkı iç tüketim değerlerinin olmamasıdır. İletim ve dağıtım kaybı gibi değerler Net Tüketimde çıkarılmamaktadır.

Net talep: Toplam Brüt Talep değerinden iç tüketim iletim kaybı ve dağıtım kaybının çıkarılması ile bulunur. Elektrik enerjisi tahmini yapmak için kullanılması gereken en iyi değişkendir. Bütün kayıp değerleri hesaba katılmadığı için elektrik enerjisi bu değişken kullanılarak planlanmaktadır.

Tablo 2. 3. Elektrik enerji ile ilgili temel formüller

$\text{Brüt Talep} = \text{Elektrik Gerekliliği} = \text{Görünen Tüketim} = \text{Brüt Üretim} + \text{İthalat} - \text{İhracat}$
$\text{Net Üretim} = \text{Brüt Üretim} - \text{İç Tüketim}$
$\text{Net İthalat} = \text{İthalat} - \text{İhracat}$
$\text{Brüt Talep} = \text{Brüt Üretim} + \text{Net İthalat}$
$\text{Brüt Arz} = \text{Net Üretim} + \text{Net İthalat}$
$\text{Net Talep} = \text{Brüt Arz} - \text{İletim Kaybı} - \text{Dağıtım Kaybı}$
$\text{Net Talep} = \text{Brüt Talep} - \text{İç Tüketim} - \text{İletim Kaybı} - \text{Dağıtım Kaybı}$

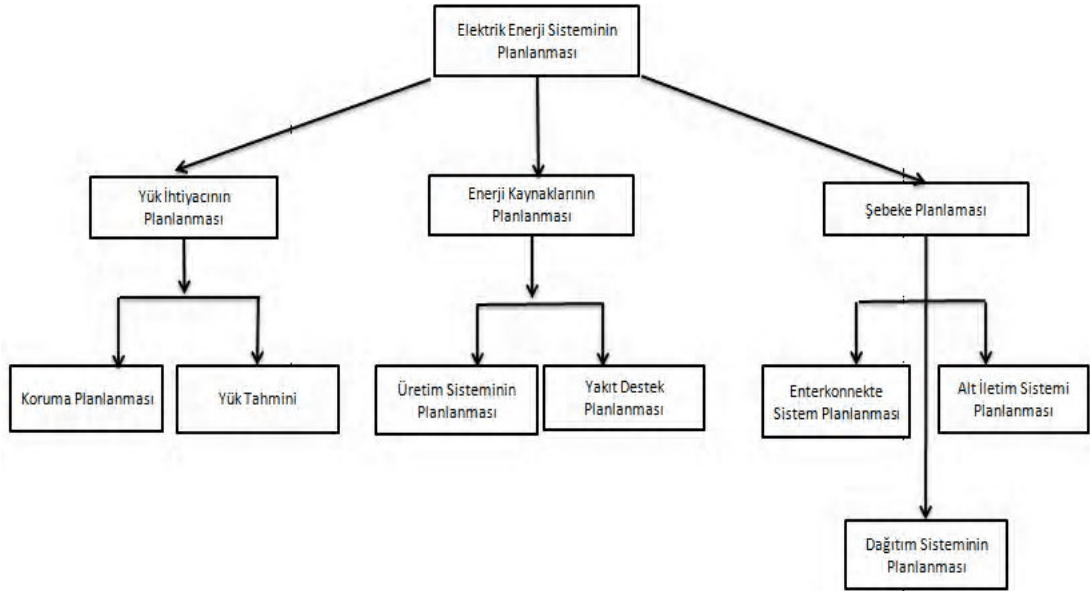
Puant Talep: Genellikle yıllık veya aylık olan belli bir dönemdeki maksimum enerji talebinin güç cinsinden (MW) ifade edilmiş şeklidir. Yıl içinde maksimum ve minimum talep arasında 2 kata yakın farklılıklar görülebilmektedir. Fakat elektrik sisteminin puant (maksimum, tepe) güç talebini karşılayabilecek bir biçimde planlanması ve yeterli kurulu güç kapasitesinin, belirlenen bir yedekle birlikte devamlı hazır tutulması gerekmektedir.

2.3.3. Planlama Kavramı ve Amacı

Genel anlamda planlama, bir veya daha fazla amaç belirleyerek bunlara ulaşmak için gerekli araç ve yolların önceden belirlenmesi veya tahmin edilmesi olarak tanımlanabilir. Elektrik enerji sistemlerinde planlama ise belirlenen amaçlar doğrultusunda göz önüne alınan çalışma koşullarına göre sistemin gelişiminin ve buna ilişkin seçimlerin doğru ve açık olarak belirlenmesini sağlamaktır. Elektrik enerjisinin üretimi, iletimi ve dağıtımındaki amaç enerjinin tüketicilere ucuz ve kaliteli olarak ulaştırılabilmesini sağlamaktır [23].

Doğal olarak tüketicilere güvenilir, ekonomik ve kaliteli elektrik enerjisi sağlanabilmesi için mevcut olan elektrik enerji sistemlerinin gelecekteki elektrik enerji ihtiyacını karşılayabilecek şekilde büyütülmesi gerekmektedir [62]. Elektrik enerjisi planlama şekil 2.2.'de görüldüğü gibi 3 ayrı bölümde incelenmektedir. Yük ihtiyacının

planlanması, enerji kaynaklarının planlanması ve şebeke planlanması olarak sınıflandırılan bu bölümlerin içinden yük ihtiyacının planlanması çok önemli bir bölümdür. Bu bölümün düzgün planlanmaması elektrik kesintileri ve ekonomik sorunlar gibi sorular ortaya çıkarmaktadır.



Şekil 2. 2. Enerji sistemi planlamasına ilişkin kuruluş seması [23]

Elektrik enerjisini iyi bir şekilde planlayabilmek için gelecekte ne kadar elektrik enerjisine ihtiyacımız olacağını bilmemiz gerekir. Bu amaçla ETKB'nin yapmış olduğu ve kullandığı modeller mevcuttur. Ülkemizde ETKB tarafından MAED (Enerji Tahmin Analizi Modeli) modeli kullanılmaktadır. Bu model ENPEP modelinin bir alt koludur. MAED (Enerji Tahmin Analizi Modeli) modeli uzun dönemli enerji tahminlerinin deterministik senaryo yaklaşımı ile benzetim yapılmasıdır. Dünyada yaygın olarak kullanılan modeller ENPEP (Enerji Ve Güç Değerlendirme Programı) ve PRIMES modelleridir. ENPEP gelişmekte olan ülkelerin enerji analizi yeteneklerini artırarak uygun alt yapıyı kurmak için tasarlanmıştır. PRIMES ise piyasanın dengede kalmasını sağlayacak arz-talep ile ilgili simülasyon yapmaktadır [23].

3. BÖLÜM

NET ELEKTRİK TÜKETİM TAHMİNİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

Net elektrik tüketim tahmini için literatürde bir çok yöntem kullanılmıştır. Kullanılan yöntemler kıyaslandığı zaman en uygun yöntemlerin yapay zeka teknikleri olduğu kanısına varılmıştır. Bu bölümde yapay zekâ ve kullanılan yapay zekâ teknikleri hakkında bilgi verilecektir. En uygun yapay zekâ yöntemi olarak Çok Katmanlı Algılayıcılar, ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) ve Bulanık Genetik yöntemleri hakkında bilgi verilmiştir.

3.1. YAPAY ZEKÂ

Yapay Zekâ bir bilgisayarın, insana özgü olan çıkarım, genelleme, geçmiş deneyimlerinden öğrenme gibi zihinsel faaliyetleri yerine getirme yeteneği ve programlama yöntemi kullanılarak; düşünme, anlama, kavrama, yorumlama ve öğrenme yapılarının taklit edilmesidir [64].

Yapay Zekâ, insanlara karar vermede ve amaçlarına ulaşmada yardımcı olacak zeki sistemler sağlamaktadır. Yapay zekâ düşünme, düşünme, anlama, kavrama, yorumlama ve öğrenme yapılarının programlamayla taklit edilerek problemlerin çözümünde uygulanması olarak ifade edilebilmektedir. Zekâ ve düşünme gerektiren işlemlerin bilgisayar tarafından yapılmasını sağlayacak araştırmaların yapılması ve yeni yöntemlerin geliştirilmesi hususunda çalışan bir bilim dalıdır [3].

Tablo 3. 1. Yapay zekâ ile doğal zekânın karşılaştırılma değerleri

Yapay Zekâ (YZ)	Doğal Zekâ (DZ)
Daimi	Ölümlü
Tutarlı, tam, yorulmaz	(İnsanlar) Yorulur
Belgelenebilir	Değil
Kopyalaması kolaydır	Değil
Daha az maliyetlidir	Değil
Esinlenmez	İlhamı içerir
Sadece semboliktir	Bilinçli ve sezgileri kuvvetli iken
Dar bir bölge kullanır.	Geniş bir alan

Yapay Zekâ, insan gibi davranan sistemlerdir. Ama diğer canlıların da model olarak alındığı düşünülürse doğadaki davranış biçimlerinin modellenmesi olarak tanımlanabilir. İnsan gibi davranan sistemler denildiğinde bu davranış biçimi temelde farklı şekillerde karşımıza çıkar. Bunlar;

- Tahmin (çıkarm yapma): Finans, trafik ve görüntü işleme vs.
- Öğrenme: Adaptasyon, keşif
- Karar Verme: Tıpta tanı, hukuk, uzman sistemler
- Kontrol :Bir sistemin kontrolü, Robot kontrolü ve Trafik kontrolü
- Problem Çözme: Gerçek hayat problemlerinin çözümü
- Optimizasyon: En uygun çözüm, en kısa yol ve optimum süreç
- Muhakeme (reasoning) : Düşünce, plan ve sorgu
- Kavrayış (perception) : Görme, dinleme, koklama, dokunma

Yapay Zekâ, Doğal Zekâ'nın yapabildiği bazı görevleri kısmen gerçekleştirebilir. Tablo 3.1. de görüldüğü gibi Yapay Zeka ve Doğal Zeka arasında benzerlik vardır. Fakat Doğal Zekâ sezgisel yönden çok kuvvetlidir.

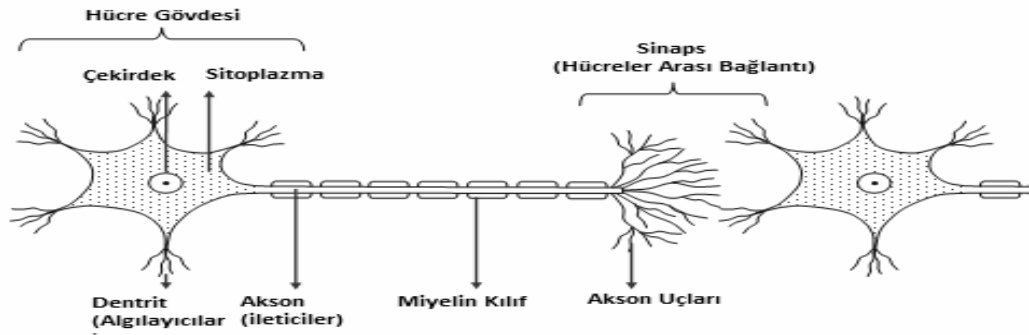
3.1.1. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgi türetebilme, kontrol ve keşfedebilme gibi yetenekleri doğrudan gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen algoritmalarıdır. Bu algoritmalar insan beyninden esinlenilerek yapılmıştır. Tıpkı insanlar gibi karar verebilen ve düşünebilen yapılar oluşturulmak istenmektedir.

İnsan beyni, çok hızlı çalışabilen mükemmel bir bilgisayar gibi düşünülebilir. Yapay sinir ağları biyolojik sinir sisteminden esinlenerek geliştirilmiştir. Biyolojik sinir ağlarının performansları küçümsenemeyecek kadar yüksek ve karmaşık olayları işleyebilecek yetenektedir. Yapay sinir ağları ile bu yeteneğin bilgisayarlara kazandırılması amaçlanmaktadır. O nedenle öncelikle biyolojik sinir sistemine kısaca değinmek gerekmektedir [65].

3.1.1.1. Biyolojik Sinir Hücreleri

Biyolojik sinir ağları, insanın bütün davranışlarını ve çevresini anlamasını sağlar. Biyolojik sinir ağları, beynimizde bulunan birçok sayıda sinir hücresinin bir birikimidir.



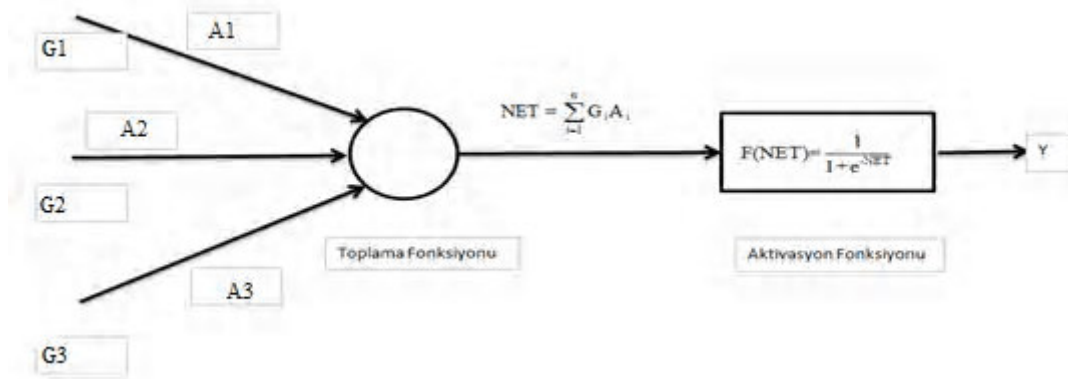
Şekil 3. 1. Biyolojik sinir hücresi

Sinir hücrelerinin yapısı ve işlevini incelediğimiz zaman önemi çok daha iyi anlaşılmaktadır. Sinir hücreleri birbirleri ile bağlanarak fonksiyonlarını yerine getirirler. Şekil 3.1.'de temel bir biyolojik sinir hücresi sinapslar (Hücre Ara Bağlantısı), axon (İleticiler), soma ve dentritlerden (Algılayıcılar) oluşmaktadır. Sinapslar sinir hücreleri arasındaki bağlantılar olarak bilinmektedir. Bunlar fiziksel bağlantılar olmayıp bir hücreden diğerine elektrik sinyallerinin geçmesini sağlayan boşluklardır. Bu sinyaller somaya giderler. Soma bu sinyalleri işler ve kendi elektrik sinyalini oluşturur ve axon aracılığıyla dendritlere gönderir. Dendriteler ise bu sinyalleri sinapslara aktarır ve böylece sinyal akışı bir hücreden diğer hücreye doğru devam etmektedir [65].

3.1.1.2. Yapay Sinir Hücresi

Yapay Sinir Ağının en temel bolumu yapay sinir hücre mantığıdır. İnsan beyninin çalışma şeklini taklit eden YSA'ları veriden öğrenebilme, genelleme yapabilme, sınırsız

sayıda değişkenle çalışabilme vb. birçok önemli özelliğe sahiptirler. Biyolojik sinir ağlarının sinir hücreleri olduğu gibi yapay sinir ağlarının da yapay sinir hücreleri vardır.



Şekil 3. 2. Yapay sinir hücresi

Şekil 3.2’de gösterildiği gibi YSA’ nın çalışmasını sağlayan en küçük birimler yapay sinir hücresi ya da proses elemanı olarak adlandırılmaktadırlar. Genel olarak (Bkz Şekil 3.2) Yapay bir sinir hücresi girdiler, ağırlıklar, birleştirme fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktı olmak üzere 5 ana bileşenden oluşmaktadır [65].

Girdiler (G): Bir yapay sinir hücresine karar vericinin dışarıdan veya diğer hücrelerden gelen bilgileri göstermektedir.

Ağırlıklar (A): Yapay sinir hücresine gelen bilgiler girdiler üzerinden çekirdeğe ulaşmadan önce geldikleri bağlantıların ağırlığıyla çarpılarak çekirdeğe iletilir. Bu sayede girdilerin üretilen çıktı üzerindeki etkisi ayarlanabilmektedir. Bu ağırlıkların değerleri pozitif, negatif veya sıfır olabilir. Ağırlığı sıfır olan girdilerin çıktı üzerinde herhangi bir etkisi olmamaktadır [65].

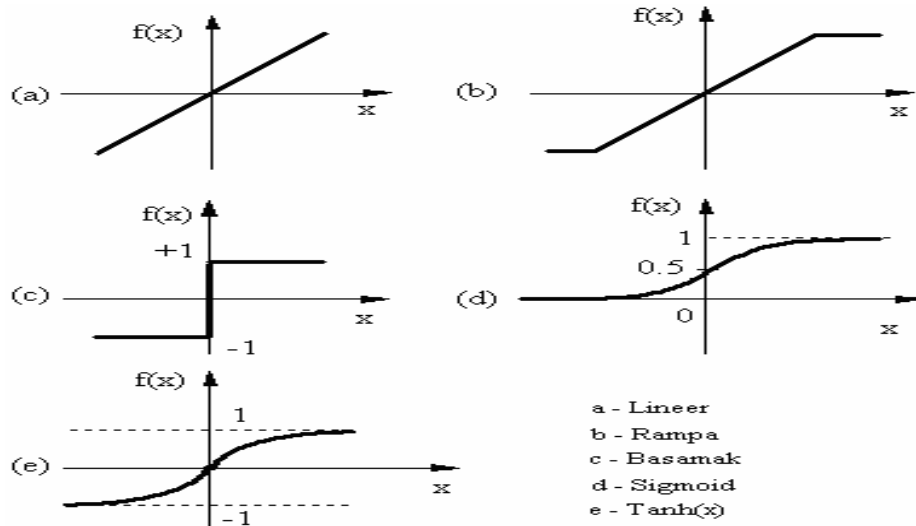
Toplama fonksiyonu: Bu fonksiyon bir hücreye gelen net girdiyi hesaplar. Bunun için değişik fonksiyonlar kullanılmaktadır. En yaygın olanı ağırlıklı toplamı bulmaktır. Denklem (3.1)’de olduğu gibi her gelen girdi değeri kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır. Böylece ağa gelen net girdi değeri hesaplanır.

$$NET = \sum_{i=1}^n G_i A_i \quad (3.1)$$

Burada G girdileri, A ağırlıkları, n ise bir hücreye gelen toplam girdi sayısını göstermektedir. Yalnız YSA’ da daima bu formülün kullanılması şart değildir. Başka

formüllerde kullanılabilir. Karar vericinin vereceği karara bağlı olarak değişik formüller kullanılabilir.

Aktivasyon Fonksiyonu: Hücreye gelen net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiyeye karşılık üreteceği çıktıyı belirler ve toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonu olarak da değişik formüller kullanılabilir. Bazı modeller (çok katmanlı algılayıcı) bu fonksiyonun türevinin alınabilir bir fonksiyon olmasını gerektirmektedir. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonunda da ağın proses elemanlarının hepsinin aynı fonksiyonu kullanması gerekmemektedir. Şekil 3.3'de gösterildiği gibi farklı aktivasyon fonksiyonları bulunmaktadır [47].



Şekil 3.3. En çok kullanılan transfer fonksiyonları

Genel olarak aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu fonksiyon Şekil 3.3'de ayrıntılı olarak gösterilmiştir. Bu fonksiyonun formülü Denklem (3.2)'de gösterilmiştir.

$$F(\text{NET}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}}} \quad (3.2)$$

Burada NET proses elemanına gelen net girdi değerini göstermektedir. Bu değer toplama fonksiyonu ile elde edilmektedir.

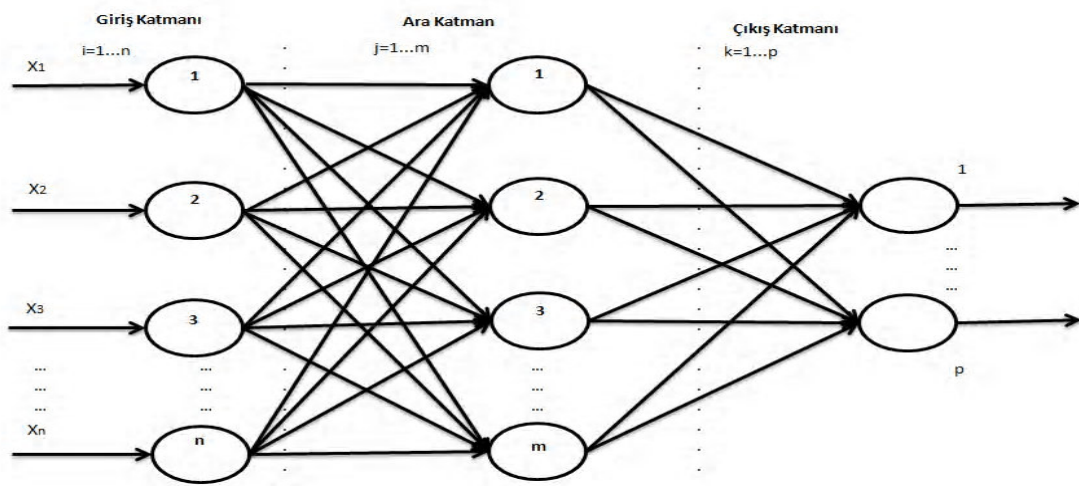
Hücrenin Çıktısı (Y): Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değeridir. Üretilen çıktı dış dünyaya veya başka bir hücreye gönderilebilir. Hücre kendi çıktısını kendisine girdi olarak da gönderebilir. Bir proses elemanının birden fazla girdisi

olmasına rağmen sadece bir çıktısı olmaktadır. Ağ şeklinde gösterildiğinde bir proses elemanının birden fazla çıktısı varmış gibi görülmektedir. Bu sadece gösterim amacıyla. Aslında bir proses elemanından çıkan tek bir çıktı değeri, birden fazla proses elemanına girdi olarak gitmektedir.

3.1.1.3. Yapay Sinir Ağının Yapısı

Yapay sinir hücreleri bir araya gelerek yapay sinir ağını oluştururlar. Genel olarak hücreler 3 katman halinde bir araya gelirler. Bu katmanlar:

- Girdi katmanı
- Ara katman
- Çıktı katmanı



Şekil 3. 4. Üç katmanlı basit bir YSA örneği

Şekil 3.4'de Yapay Sinir Ağının yapısını ayrıntılı bir şekilde göstermektedir. Giriş katman, gizli katman ve çıkış katmanı olarak her bir katman gösterilmiştir.

3.1.1.4. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağlarında proses elemanlarının bağlantılarının ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemine "ağın eğitilmesi" denir. Başlangıçta bu ağırlık değerleri rastgele atanır, YSA kendine örnekler gösterildikçe bu ağırlık değerlerini değiştirir. Ağırlıkların değerlerinin değişmesi belirli kurallara göre yürütülmektedir. Bu kurallara "öğrenme kuralları" denir.

Ağların bilinen örneklerden belirli bilgileri çıkartarak bilinmeyen örnekler hakkında genelleme yapabilme yeteneğine "Adaptif öğrenme" denir [65]. Yapay sinir ağlarında Öğrenme olayı iki aşamalıdır: Birinci aşamada ağa gösterilen örnek için ağın üreteceği çıktı belirlenir. Daha sonra ikinci aşamada bu çıktı değerinin doğruluk derecesine göre bağlantıların sahip olduğu ağırlıklar değiştirilir. Yapay sinir Ağının doğru ağırlık değerlerine ulaşması örneklerin temsil ettiği olay hakkında genellemeler yapabilme yeteneğine kavuşması demektir. Genelleme özelliğine kavuşması adaptif yapının oluştuğunu gösterir ve bu genelleştirme özelliğine kavuşması işlemine ağın öğrenmesi denilir [47].

Yapay sinir ağının eğitimi tamamlandıktan sonra ağın performansını ölçmek için yapılan denemelere ise ağın test edilmesi denmektedir. Ağın daha önce görmediği örnekler kullanılarak test edilir. Test etme sırasında ağın ağırlık değerleri değişmez. Test aşamasında elde edilen çıktıların doğruluk dereceleri ağın öğrenmesi hakkında bilgi vermektedir [47].

3.1.1.5. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları

Öğrenme; giriş örneklerine veya bu girişlerin çıkışlarına bağlı olarak ağın bağlantı ağırlıklarını ayarlayan öğrenme kuralı ile gerçekleştirilmektedir. Öğreticisiz öğrenmede her giriş işareti için istenen çıkış sisteme tanıtılır ve bu şekilde YSA giriş/çıkış ilişkisini gerçekleştirene kadar kademe kademe kendini ayarlar. Günümüzde kullanılan birçok öğrenme kuralı vardır. Bilinen ve en çok kullanılan öğrenme kuralları şunlardır:

- Kohonen öğrenme,
- Rastlantısal (Hebb) öğrenme kuralı,
- Performans (ADALİNE) öğrenme kuralı,
- Filtreleme,
- Spotitemporal öğrenme,
- Genelleştirilmiş delta kuralı öğrenme.

Hebb Öğrenme Kuralı: Bu kural diğer öğrenme kurallarının temelini oluşturmaktadır. Bir hücre diğer bir hücreden bilgi alırsa ve her iki hücrede matematik olarak aynı işareti taşıyorsa her iki hücrenin arasındaki bağlantı kuvvetlendirilmelidir. Bir hücre kendisi aktif ise bağlı olduğu hücreyi aktif yapmaya pasif ise pasif yapmaya çalışmaktadır [65].

Delta Öğrenme Kuralı: En çok kullanılan öğrenme kuralı Genelleştirilmiş Delta Öğrenme kuralıdır. Bu kural Hebb kuralının biraz daha geliştirilmiş şeklidir. Bu kurala göre beklenen çıktı ile gerçekleşen çıktı arasındaki farklılığı azaltmak için yapay sinir ağının elemanlarının bağlantılarının ağırlık değerlerinin sürekli değiştirilmektedir. Ağın ürettiği çıktı ile üretilmesi beklenen çıktı arasındaki hatanın karelerinin ortalamasını minimize etmek hedeflenmektedir [65].

3.1.1.6. Yapay Sinir Ağlarının Hata Toleransı

Günümüzde kullanılan klasik hesaplama sistemleri çok az bir hatadan bile etkilenebilirler. Eğer verilerde bir eksiklik söz konusu olursa, klasik yöntemler çalışmazlar; fakat YSA için durum farklıdır. Bu farklılık YSA'nın hata toleransına sahip olmasıdır. YSA sistemlerinin hata toleranslı olmasının nedeni bilginin tek bir yerde saklanmayıp, sisteme dağıtılmasıdır. Sistemde hata olması durumunda hata değeri sistem içinde dağıldığı için genel çıktı değerinde çok az bir değişiklik olmaktadır. Genelleme kapasitesi yüksek ve iyi eğitilmiş bir sinir ağı kendisine sunulan veriler eksik, YSA üzerinde birtakım problemler ve bozukluklar dahi olsa karar verme işlemine devam eder. Verilerdeki eksiklik veya YSA'daki yapısal bozukluktan dolayı daha çok işlem elemanının zarar görmesi ile sistemin davranışı biraz daha değişebilir; fakat sistem hiçbir zaman durma noktasına gelmemektedir [67].

3.1.1.7. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri

Yapay sinir ağları günümüzde geliştirilmiş en mükemmel örüntü tanıyıcı ve sınırlandırıcı yöntemlerden biridir. Normal olmayan verileri işleyebilme ve eksik bilgiler ile çalışabilme yetenekleri ile geleneksel bilgisayar yazılım teknolojileri ile çözülemeyen birçok problem yapay sinir ağları ile çözülebilmektedir [65].

Yapay sinir ağları genel olarak aşağıda belirtilen fonksiyonları gerçekleştirmek için uygulandıkları bilinmektedir:

1. Tahmin
2. Veri filtreleme
3. Sınıflandırma
4. Tanıma ve eşleştirme

5. Yorumlama

6. Teşhis

Yapay sinir ağlarında bilgi ağdaki bağlantıların değeri kadar değerli olduğu için bilgi ağın üzerinde saklıdır. Örneklerden elde ettikleri bilgi ile kendi deneyimlerini oluşturur ve daha sonra benzer durumlarda benzer kararları verebilmekte ve belirsizlik durumlarında, tam olmayan bilgileri işleyebilmektedirler. Veriler yardımı ile olayları öğrendikten sonra olaylar ile ilgili ilişkiler kurarak karar verebilirler. YSA eğitildikten sonra eksik bilgi ile çalışabilir ve gelen yeni örneklerde eksik bilgi dahi olsa sonuç üretebilirler. Bilginin ağa dağıtılmış olması, dağıtık bir belleğe sahip olduklarını gösterir. Yani sadece nümerik bilgi ile çalışabilmektedirler.

3.1.1.8. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları benzer çalışma şekillerine sahip olmalarına rağmen herhangi bir tasarım ve işleyiş standardı bulunmamaktadır. Nöron yapılarına, nöronların ağırlıklarının düzenleme için yapılan hesaplamaların türüne ve zamanına göre yapay sinir ağlarını üç ayrı dalda inceleyebiliriz [67]:

3.1.1.8.1. Öğrenme Zamanına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları öğrenme zamanına göre ikiye ayrılmaktadır: Bunlar statik ve dinamik öğrenmedir.

Statik Öğrenme: Kullanım sırasında ağın üzerindeki ağırlıklarda herhangi bir değişiklik olmamaktadır. Bu öğrenme mantığı ile çalışan yapay sinir ağları kullanılmadan önce eğitilmektedir. Eğitim tamamlandıktan sonra ağ istenilen şekilde kullanılabilir [69].

Dinamik Öğrenme: Yapay sinir ağının eğitim aşaması bittikten sonra kullanımlarında çıkışların onaylanmasına göre ağırlıklarını değiştirerek çalışmaya devam etmektedirler. Dinamik öğrenme kuralı yapay sinir ağlarının çalıştığı süre boyunca öğrenmesini amaçlayan bir mantıkla çalışmaktadır [69].

3.1.1.8.2. Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları nöronların birbirine bağlantı şekline göre ileri ve geri beslemeli olmak üzere ikiye ayrılır.

İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: İleri beslemeli ağlarda nöronlar girişten çıkışa doğru düzenli katmanlar şeklindedir. Bir katmandan sadece kendinden sonraki katmanlara bağ bulunmaktadır. Her bir katmandaki hücreler önceki katmanın hücrelerinden beslenir bu yüzden bilgi akışı sadece ileriye doğrudur. YSA'ya gelen bilgiler giriş katmanına daha sonra sırasıyla ara katmanlardan ve çıkış katmanından işlenerek geçerek çıktı değeri elde edilir [67].

Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: Sistemde en az bir hücre sonraki katmanlardaki hücreler tarafından beslenir. Bir katmandan diğerine veya kendisine doğru uzanan ağırlıklar yoluyla geri besleme bağlantılarına izin veren bir ağ yapısı vardır. Geri beslemeli yapay sinir ağlarında ileri beslemeli olanların aksine bir nöronun çıktısı sadece kendinden sonra gelen nöron katmanına girdi olarak verilmez. Kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan herhangi bir nörona girdi olarak bağlanabilir. Geri beslemeli yapay sinir ağları doğrusal olmayan dinamik bir davranış göstermektedir [67].

3.1.1.8.3. Öğrenme Algoritmalarına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağlarının verilen girdiler sonucunda çıktı üretebilmesinin yolu ağın öğrenilmesidir. Öğrenme işleminin de birden fazla yöntemi vardır. Yapay sinir ağlarını öğrenme algoritmalarına göre danışmanlı, danışmansız ve destekleyici öğrenme olarak üç kısımda inceleyebiliriz [67]:

Danışmanlı Öğrenme: Bu öğrenme yaklaşımında ağa verilen giriş değerleri için çıktı değerleri de verilmelidir. Ağ verilen girdiler ile istenen çıkışları oluşturabilmek için kendi ağırlıklarını sürekli güncellemektedir. Beklenen çıktılar ile ağın çıktıları arasındaki hata hesaplanarak ağın yeni ağırlıkları bu hata payına göre düzenlenmektedir. Danışmanlı öğrenmede hata payı hesaplanırken ağın bütün çıktıları ile beklenen çıktıları arasındaki fark hesaplanır ve bu farka göre her nörona düşen hata payı bulunur. Daha sonra her nöronun kendine gelen ağırlıkları güncellenir [67].

Danışmansız Öğrenme: Bu tür algoritmada ağın öğrenmesine yardımcı olan herhangi bir danışman yoktur. Bu öğrenme yaklaşımında ağa öğrenme sırasında sadece örnek girdiler verilmektedir. Örneklerdeki parametreler arasındaki ilişkileri ağın kendi kendisine öğrenmesi beklenir. Herhangi bir beklenen çıktı bilgisi verilmez. Ağ bağlantı ağırlıklarını aynı özellikte olan dokuları ayırabilecek şekilde düzenleyerek öğrenme işlemini tamamlamaktadır. Öğrenme işlemi bittikten sonra çıktılarının ne anlama geldiğini gösteren etiketlendirmenin danışman tarafından yapılması gerekmektedir [65].

Destekleyici Öğrenme: Bu tip öğrenmelerde ağın her iterasyonu sonucunda elde ettiği sonucun iyi veya kötü olup olmadığına dair danışman tarafından bir bilgi verilir. Ağ, danışmandan gelen bu sinyali dikkate alarak öğrenme sürecini devam ettirir. Ağ bu bilgilere göre kendini yeniden düzenler. Bu sayede ağ herhangi bir girdi dizisiyle hem öğrenerek hem de sonuç çıkararak işlemi gerçekleştirir. Örneğin bilgisayarın satranç oynarken yaptığı hamle sonucunda kazanması halinde yaptığı tüm hamleleri iyi sayarak öğrenmesi verilebilir.

3.1.1.8.4. Yapay Sinir Ağlarından En Çok Kullanılan Modeller

Bir yapay sinir ağında nöronların sahip oldukları öğrenme algoritması, toplama ve aktivasyon fonksiyonları, nöronların bağlanması ile oluşan topoloji ve öğrenme kuralı ağın modelini belirlemektedir. Yaygın olarak kullanılanları yapay sinir ağları aşağıda verilmiştir [65].

- Çok Katmanlı Algılayıcılar
- Hopfield ağları
- Öğrenen vektör Parçalaması
- Perceptron (Algılayıcılar)
- Adaptif Rezonans Teorisi modelleri
- Counterpropagation ağı
- Elman ağı
- Radyal temelli ağlar

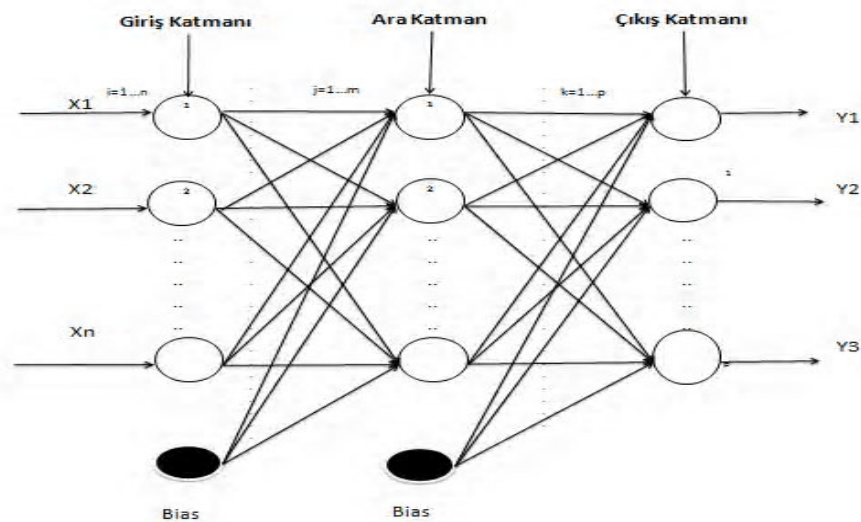
Çalışmamızda YSA çeşidi olarak Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) kullanılmıştır. Bu nedenle yukarıda sayılan ağ modelleri arasından çok katmanlı yapay sinir ağı anlatılmıştır.

3.1.1.8.5. Çok Katmanlı Algılayıcılar

Yapay sinir ağlarının doğrusal olmayan ilişkileri daha iyi öğrenilebilmesi için çok katmanlı yapay sinir ağları geliştirilmiştir. Çok Katmanlı Algılayıcı giriş ve çıkış katmanları arasında birden fazla gizli katmanın kullanıldığı ileri yayımlı bir YSA sistemidir. Bu modele hata yayma modeli adı verilmektedir. Kullanılan öğrenme yönteminin en büyük amacı ağın beklenen çıktısı ile ürettiği çıktı arasındaki hatayı en aza indirmektir. İleri beslemeli geri yayımlı yapan ağın yapısı Şekil 4.6'da gösterildiği gibi ileriye doğru bağlantılı ve en az 3 katmandan oluşan bir ağıdır. Katmanlar ise;

Girdi Katmanı : Bu katman girdileri alarak ara katmana gönderir. Her hücrenin girdi ve çıktısı vardır. Gelen her bilgi geldiği gibi bir sonraki katmana gider. Bu katmanda bilgi işleme olmaz. Girdi sayısı birden fazla olabilir. Bu katmandaki çıktı değerleri bir sonraki katmanda bulunan bütün hücelere gönderilir. Böylece, girdi katmanındaki her hücre bir sonraki katmanda bulunan hücrelerin hepsine bağlıdır.

Ara Katmanlar: Girdi katmanından gelen bilgileri işleyerek bir sonraki katmana gönderir. Çok katmanlı yapay sinir ağında birden fazla ara katman ve her katmanda birden fazla hücre olabilir. Ara katmandaki her hücre bir sonraki katmandaki bütün hücrelerle bağlantılıdır.

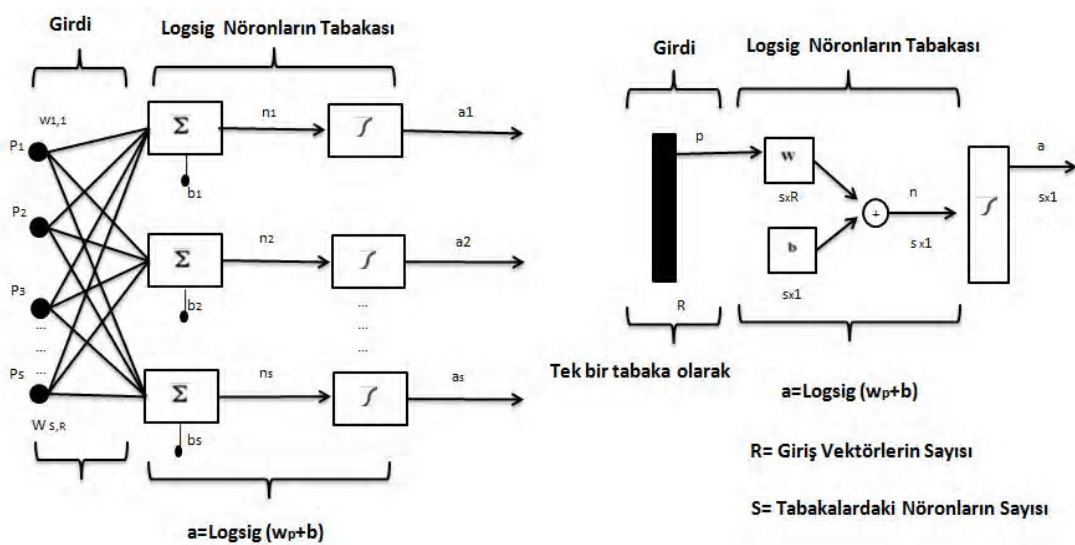


Şekil 3. 5. Çok katmanlı algılayıcının örnek modeli

Çıktı Katmanı (Y): Ara katmandan gelen bilgileri işleyerek ağı girdi katmanından verilen girdilere karşılık ağın ürettiği çıktıları belirledikten sonra dışarıya göndermektedir. Çıktı katmanında birden fazla hücre olabilir; fakat her hücrenin sadece bir tane çıktısı vardır. Aynı zamanda her hücre bir önceki katmanda bulunan bütün hücrelere bağlıdır.

CKA'nın çıkış katmanında oluşan sonuç değer, istenen değerler ile karşılaştırılır. Bulunan değer ile istenen değer arasında herhangi bir farklılık varsa ağırlıklar bu farkı azaltacak şekilde yeniden düzenlenir. Girişteki değerler, ağırlıklar uygun noktaya ulaşana kadar değişmez. Hesaplanan çıkışlar ise, istenilen değerler ile karşılaştırılarak sonuçta gerekirse hata belirtilir. Hata işareti gizli işlem elemanlarından çıkış birimine olan ağırlıkları değiştirmekte kullanılır. Her birimin çıkış biriminin hatalarına olan etkisi bilinmelidir. Bu ise hatalı birim için gizli birime bağlı olan çıkış birimlerinin hata işaretlerinin toplamı alınarak yapılmaktadır [67].

Gizli katmanı çok sayıda olan sistemlerde, her sistemin hata işaretleri, bir önceki katmanın düzeltilmiş işlemlerinden çıkartılarak işlem tekrarlanır. Sonuç olarak, ağırlık düzeltme işlemi çıkış bölgesindeki ağırlıklardan başlayarak işlem ters yönde olacak şekilde, giriş bölgesine ulaşana kadar devam ettirilir. En sonunda sistem hatalar yaparak bir şeyler öğrenip isteneni bulana kadar işleme devam eder. Bu yöntem "hatanın geriye yayılması algoritması" olarak isimlendirilmektedir [70].



Şekil 3. 6. Geriye yayımlı algoritma

Bu sistemde eğitime işlemi için genelleştirilmiş delta kuralını kullanır. Hatanın geriye yayılması eğitime algoritması, çok katmanlı, ileri yayılımlı bir ağdan elde edilen çıkışlar ile eldeki hedef çıkışlar arasındaki hataların karesinin ortalamasını minimum yapmak için geliştirilmiş iteratif bir gradyan algoritmadır [67].

Bu tür yapay sinir ağlarında bilginin akışı ileri yönlü olmaktadır. Eğitime ve öğrenme algoritması olarak genelde türeve dayalı geriye yayılım (back propagation) algoritmaları tercih edilmektedir. Şekil 3.6'de, katman transfer fonksiyonu logsig olan bir perseptron katmanı görülmektedir. Burada, giriş sayısı R, katmandaki nöron sayısı da S olarak verilmiştir Burada, Şekil 3.6'de görüleceği üzere nöronlar katmanlar şeklinde organize edilmiştir. Her bir katmanda en az bir nöron bulunur. Bir önceki katmandaki tüm nöronlar bir sonraki katmandaki nöronlara bağlantı içermektedir. Bu şekilde arzu edildiği kadar katman oluşturulabilir.

3.1.1.9. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları

Günümüzde gerçekleşen olaylar ve arkasındaki faktörlerin aralarındaki ilişkiyi bilmek çok zor bir süreçtir. Yapay sinir ağları, bu ilişkileri örneklerden öğrenebilir; fakat yapay sinir ağlarını kullanarak problemleri başarılı bir şekilde çözebilmek için problemin çok iyi modellenmesi gerekmektedir. Yapay sinir ağında modelleme işlemi geleneksel yöntemlere göre daha basittir. Yapay sinir ağları için olaylar arasındaki ilişkilerin doğrusal olup olmaması önemli değildir. Örneklerle öğrenen ağ tarafından verilen kararlar varsayımlara dayanmadığı için daha gerçekçidirler. Yapay sinir ağları uygulamaları maliyet bakımından daha ucuzdurlar. Yapay sinir ağları zaman bakımından çok verimli çalışabilirler. Tekrar uyarlanabilirlik özelliğine sahiptirler [65].

3.1.1.10. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının birçok avantaj özelliklerinin yanı sıra bazı dezavantajları da vardır. Bunlar: Yapay sinir ağları, her zaman optimum çözümü veremezler, kabul edilebilir çözümler üretebilirler. Model seçilmesinde, yapay sinir ağlarının oluşturulmasında ve ağın topolojisinin belirlenmesinde bir kural seti mevcut değildir. Uygun ağ yapısının belirlenmesi genellikle deneme yanılma yolu ile yapılmaktadır. Yapay sinir ağları, ağın davranışları açıklanabilir değildir. Sadece nümerik bilgiler ile çalıştıkları için problemin nümerik gösterime dönüştürülmesi gerekmektedir. Bir probleme çözüm üretildiği

zaman bunun nasıl ve neden üretildiği konusunda bilgi bulma imkânı yoktur. Gerçek zamanlı bilgi işleyebilmeleri paralel işlemciler üzerinde çalışabilmelerine bağlıdır. Özellikle insan hayatı ile ilgili olan problemlerde kullanım alanlarını sınırlandırmaktadır. Yapay sinir ağlarının donanım bağımlı çalışmaları önemli bir sorun teşkil etmektedir [47].

3.1.2. Bulanık Mantık

Bulanık mantık konusu ilk defa 1965'de Zadeh tarafından ortaya atılmıştır. Klasik mantık, "her önerme ya doğrudur ya da yanlıştır" varsayımına dayanarak işlem yapmaktadır. Bulanık mantık, klasik mantıkta iki önerme arasında belirsizlik adı verilen üçüncü bir önerme ortaya koyarak klasik iki değerli mantığı daha esnek hale getirmiştir [71]. Bulanık mantık kesinliğin olmadığını ve matematiksel olarak ifade edersek, 0 ile 1 arasında değiştiğine inanmaktadır.

L. Zadeh' e göre dar anlamda bulanık mantık, çok değerli mantığın genişletilmesi ve yaklaşık akıl yürütme mantığıdır. Geniş anlamda ise bulanık mantık, bulanık kümeler kuramının genişletilmesidir. Ayrıca Zadeh çalışmasında insanların bazı sistemleri makinelerden daha iyi denetleyebilmelerinin nedenini insanların kesinlik ile ifade edilemeyen (belirsiz) bazı bilgileri kullanarak karar verebilme özelliğine sahip olmalarına dayandırmıştır [64].

Bulanık Mantık bir veya birden fazla denetim değişkeninin olduğu durumlarda ve sisteme ait matematiksel bir modelin bulunmadığı veya bulunsa da bunu kodlamanın zor olduğu durumlar ile gerçek zaman işlemleri için ayrıntılı hesaplamanın çok karmaşık olduğu durumlarda uygulanabilir. Bulanık mantık işlemleri, bir problemin analizi ve tanımlanması, değişken kümelerin ve mantık ilişkilerinin geliştirilmeden bulunan bilgilerin bulanık kümelere dönüştürülmesi ve modelin yorumlanması işlemlerinden oluşmaktadır [73].

3.1.2.1. Bulanık Modelleme Ve Aşamaları

Bazı sistemlerin yapısı Doğrusal olmama, Karmaşık yapı ve belirsizlik gibi özelliklere sahip olduğu için matematik modellemeye uygun değildir. Bu modeller yaklaşık sonuç almayı gerektirmektedir. Bu mevzuda ise Üyelik fonksiyonları ve kural sistemi

kullanılarak karmaşık sistemlerin yaklaşık olarak tanımlanmasında "bulanık sistem modelleme" en etkin araçlardan biridir [74].

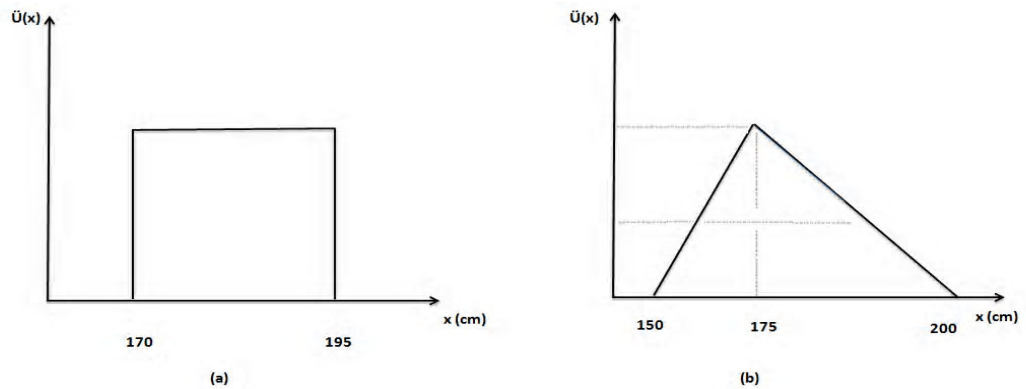
Bulanık modellerin sinir ağları, genetik algoritmalar gibi modellerden en önemli farkı; sistem tanımlamayı basit hale getirmesi ve kolay analizler yapılabilmesidir. En genel bulanık modelleme teknikleri şunlardır:

1. Mamdani (linguistik) Modeli
2. Takagi-Sugeno Modeli

Bu modellerin birbirinden ayrıldıkları yer çıktının yapısıdır. Sugeno modelinde çıktı değeri biraz daha farklıdır. Bulanık çıkarım sistemlerinde modeller ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

3.1.2.2. Üyelik Fonksiyonları

Bulanık mantıkta belirsizlik durumları, temsili küme elemanlarına üyelik fonksiyonlarını verilerle tanımlanır. En büyük önem derecesine sahip olan öğelere 1 değeri atanır ve diğerleri 0 ile 1 arasında değerler verilir. Bu şekilde 0 ile 1 arasındaki değişimin her bir öğe için değerine, üyelik derecesi ve bunun bir alt küme içindeki değişimine de üyelik fonksiyonu denilmektedir [75].



Şekil 3. 7. Uzun boylu insanlar kümesinin (a) klasik ve (b) bulanık gösterimi

Örneğin Şekil 3.7.(a)'da gösterildiği gibi klasik A kümesi (uzun boylu insanlar kümesi) ve Şekil 3.7.(b)'de kümenin elemanı olma veya olmama haline göre belirli üyelik dereceleri verilmiştir.

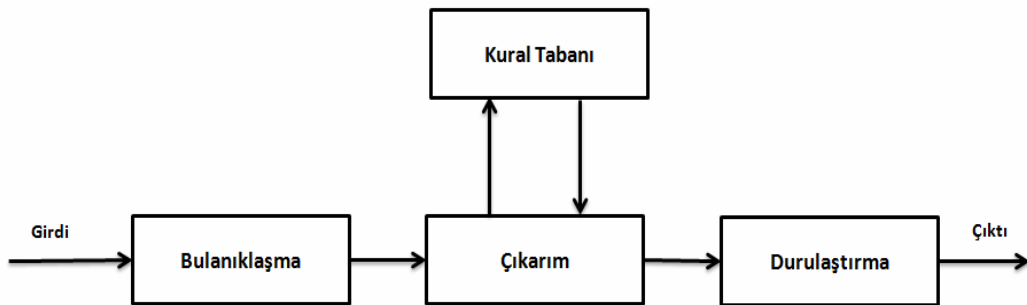
$$A = \left\{ \frac{0.2}{160} + \frac{0.9}{170} + \frac{1}{175} + \frac{0.8}{180} + \frac{0.1}{196} \right\} \quad (3.3)$$

Buna göre A bulanık kümesinin elemanları ve üyelik dereceleri denklem (3.3)'de olduğu gibi hesaplanmıştır.

3.1.2.3. Bulanık Çıkarım Sistemi

Bulanık mantık modelinin oluşturulmasının ilk aşaması, problemin tanımlanması ve buna göre uygun parametrelerin seçilerek üyelik fonksiyonlarının oluşturulmasıdır. İkinci aşamada ilgili oluşturulan bulanık alt kümeler ve parametrelere göre problemin çözümünü içeren kural tabanı oluşturulur. Üçüncü aşamada ise, bu kurallardan ve tümevarım yolu ile geliştirilen birtakım çıkarım yöntemleri (En büyük- en küçük, en büyük çarpım v.b. gibi) seçilir [76].

En son aşamada yapılan işlem ise, bulanık olan değerın tekrar durulaştırılarak çıktı değerinin elde edilmesidir. Bu işlem yapılırken klasik sayılara dönüştürme yöntemi olarak ağırlık merkezi, ağırlıklı ortalama v.b. yöntemler belirlenir.



Şekil 3. 8. Bulanık mantık sisteminin genel yapısı

Bulanık mantık sisteminin çalışma yapısı Şekil 3.8'da gösterilmiştir. Bulanık mantık yardımı ile özellikle belirsizlikler içeren, doğrusal olmayan ve eksik verilerin bulunduğu problemler kolayca modellenebilmektedir. Bu yapısı nedeni ile öncelikle karar verme, kontrol ve tahmin problemleri olmak üzere çoğu alanda bulanık mantık kullanılmaktadır [77].

3.1.3. Sinirsel Bulanık Sistemler

Bulanık-sinir ağlarında ağın eğitim sürecinin bulanıklaştırılması, sinir ağı çıktılarının bulanık küme ile ifade edilmesi ve sinir hücrelerinin standart çarpım ve toplam işlemleri yerine bulanık küme teorisinde kullanılan birleşim, kesişim gibi çeşitli işlemlerin kullanılması adımları mevcuttur. Bulanık sinir ağlarında klasik sinir ağlarının ve bulanık mantık yöntemi kullanarak bilgi sunum yetenekleri arttırılmaktadır. Bulanık mantık ve YSA'lar birleştirilerek bütünleşmiş bir yapı oluşturulmuştur. Sinirsel bulanık sistemlerde, sinir ağları kullanılarak hız, esneklik ve uyarlanabilirlik gibi özelliklerin bulanık sisteme eklenme mevzusu söz konusudur [78].

Bulanık mantık ile YSA' nın birleşmesi iki şekilde gerçekleşmektedir:

- Bulanık Sinir Ağları
- Sinirsel Bulanık Sistemler

Bulanık sinir ağı ile bulanık bilgi işleme yeteneğine sahip bir yapay sinir ağı ifade edilmek istenirken; sinirsel bulanık sistemler ile de bulanık çıkarım sistemleri sinir ağı yetenekleri ile zenginleştirilmektedir [78].

3.1.3.1. Bulanık Çıkarım Modelleri

Bulanık sistemlerin karar verme mekanizmasına göre farklı modeller bulunmaktadır. Bu modellere göre bulanık sistemler model isimleri ile birlikte adlandırılır ve birbirinden ayrılır. En çok tercih edilen bulanık modellerinden iki tanesi aşağıda açıklanmıştır [67]:

3.1.3.1.1. Mamdani Tipi Modeller

Mamdani 1975 yılında, bulanık küme teorisini kullanarak yaptığı bulanık sistem ile buhar makinesi kontrolü çalışmasında mamdani tipi modeli önermiştir. Modeldeki işlem adımları aşağıda anlatılmaktadır [67].

Bulanıklaştırma: Kesin girdi ve çıktı değerleri, tanımlanan üyelik fonksiyonları ile $[0, 1]$ değerleri arasında üyelik dereceleri hesaplanarak bulanıklaştırılmaktadır.

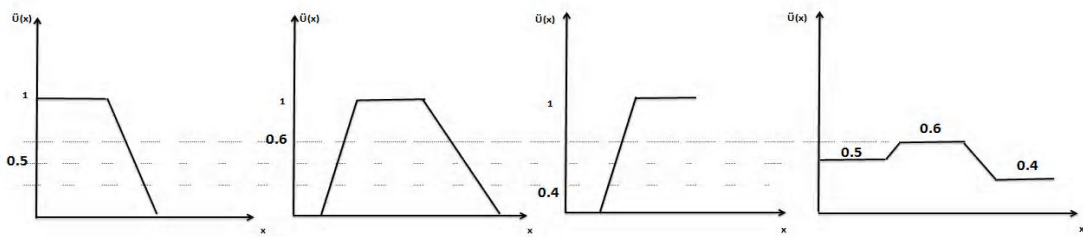
Kural tabanı: Girdi ve çıktı değerleri arasındaki ilişki,

$$R^i = \text{EGER } x_1 = A_{i1} \text{ ve/veya } x_2 = A_{i2} \text{ ise } y = B_i \quad (3.4)$$

Denklem (3.4)'de olduğu gibi kurallar yazılarak tanımlanır. Mamdani tipi modelleri diğer modellerden ayıran özellik çıktı değerlerinin bulanık olmasıdır. Kurallar yazılırken kullanılan ve/veya bulanık operatörleri min/max işlemlerine karşılık gelmektedir.

Kuralların değerlendirilmesi: En küçükleme ve çarpım olmak üzere iki tür çıkarım yöntemi bulunmaktadır. Sonuç değerini elde etmek için verilen giriş ve çıkış parametrelerine bağlı olarak yazılan kurallar yardımıyla çıkarım işleminin gerçekleştirildiği adımdır. Bu kurallar çıkarım (implication) olarak bilinen bir adımla üyelik fonksiyonlarının oranlarını değerlendirilir [79].

Kuralların Toplanması: Çıkarım işleminden sonra her bir çıkış üyelik fonksiyonları için elde edilen en büyük değerlerin birleşimine en büyükleme (maximum aggregation) fonksiyonu denir. Çıkarım kümeleri birlikte toplanırsa buna toplama (summation) fonksiyonu denir. Çıkarım kümeleri, aggregation olarak adlandırılan işlemle tek bir küme olarak birleştirilir [79].



Şekil 3. 9. Mamdani tipi modeller için kuralların toplanması [79]

Durulaştırma: Son işlem olarak bulanık çıktı değerleri kesin değerlere dönüştürülür. Şekil 3.9'da kuralların nasıl toplanarak durulaştırıldığı gösterilmektedir. Fakat dikkat edilirse çıktı değeri Sugenodan farklı olarak sabit bir değer değildir.

3.1.3.1.2. Takagi-Sugeno Tipi Modeller

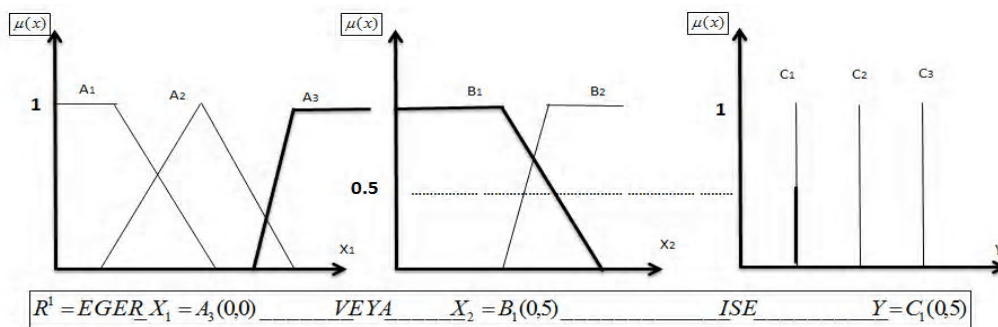
Bu modelin Mamdani modeline göre farkı, çıktı değişkeninin aldığı değerlerin bulanık olmamasıdır. Takagi-Sugeno-Kang tarafından 1985 yılında önerilen yöntem Mamdani tipi modelin bir başka versiyonudur. Çıktı değerleri sabit bir değer veya doğrusal bir fonksiyonun sonucu olan bir değer olabilir. Buna bağlı olarak kuralların yazılması da farklılık göstermektedir.

Bu modelde kurallar aşağıdaki şekilde yazılmaktadır.

$$R^i = \text{EGER Girdi1} = x \text{ ve Girdi2} = y \text{ ise } z = c \quad \text{veya} \quad (3.5)$$

$$R^i = \text{EGER Girdi1} = x \text{ ve Girdi2} = y \text{ ise } z = ax + by + c \quad (3.6)$$

Çıktı değişkeni denklem (3.5) 'deki gibi bir katsayı şeklinde yazılırsa bu tip modele "0. dereceden Sugeno Model", eğer çıkış değişkeni denklem(3.6) 'daki gibi doğrusal bir fonksiyon olarak yazılırsa "1. dereceden Sugeno Model" olarak adlandırılmaktadır [79]. Sugeno tipi modeller Şekil 3. 10'da görüldüğü gibi bulanık operatörlerin durumuna göre kurallar oluşturulmaktadır.

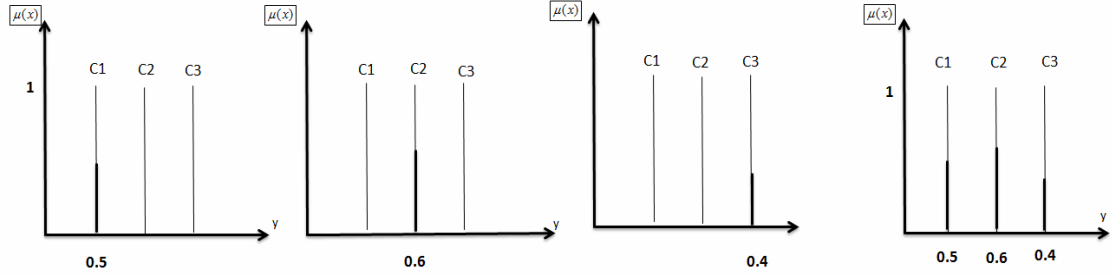


Şekil 3. 10. Sugeno tipi model için bulanık operatör işlemleri ve kuralların değerlendirilmesi [79]

Kurallarda “ve” geçiyorsa en küçük değer alınmaktadır. Fakat “veya” geçmesi durumunda iki operatör arasından en büyük değer kural olarak kabul edilir. En son kuralların toplanması Şekil 3. 11’de toplanma süreci ayrıntılı olarak gösterilmiştir.

Modelin ağırlıklı ortalama çıkış değeri Denklem (3.7)’de gösterilen formülle hesaplanmaktadır;

$$X^* = \frac{\sum w_i z_i}{\sum w_i} \quad w_i = \min(\mu(x_1), \mu(x_i)) \quad (3.7)$$



Şekil 3. 11. Sugeno tipi model için kuralların toplanması [79]

3.1.3.2. Sinirsel-Bulanık Sistemlerin Avantajları

Sinirsel bulanık sistemleri, tam olarak öğrenme yeteneği olmayan girdi ve sistem çıktılarının dilsel ifade edilebilirliği, uyarlanabilirlik ve bilgiyi eş zamanlı işleme yeteneğine sahiptir. Sinirsel bulanık sistemleri, entegre bir yapı oluşturarak Bulanık Mantık ve YSA' dan daha iyi sonuç elde etmeyi amaçlayan bir modeldir.

Yöntemlerin her birinin diğerlerine göre avantajlarının olmasına rağmen dezavantajlarda bulunmaktadır. Performans seviyesi ve hesaplama zamanı kriterlerine göre yöntemler birbirlerine göre üstünlük sağlayabilmektedir. RMSE hata kriterine bakıldığında Sugeno tip bulanık çıkarım sistemlerinin, Mamdani tip bulanık sistemlerden daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Fakat Sugeno tip bulanık sistemler daha fazla hesaplama gerektirmektedir [80].

3.1.3.3. ANFIS Modeli

ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel-Bulanık Çıkarım Sistemi), Jang tarafından, Takagi - Sugeno bulanık modeli esas alarak geliştirilmiştir. En iyi bilinen sinirsel bulanık sistemlerden birisidir. Bulanık sistemlerin etkinliğinin artırılmasında, yeni teknikler uyarlayarak çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. ANFIS yöntemi bu yöntemlerden birisidir [47].

ANFIS'in yapısı, bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının birleşiminden oluşmaktadır. Ayrıca, ANFIS, diferansiyel denklemler gibi geleneksel matematiksel yöntemlere dayanan, belirsiz ve iyi tanımlı olmayan sistemler için uygun değildir [86]. ANFIS

yapısı, Sugeno tipi bulanık sistemlerin, sinirsel öğrenme kabiliyetine sahip bir ağ yapısı olarak kullanımından ibarettir. Bu ağ, her biri belli bir fonksiyonu gerçekleştirmek üzere, katmanlar halinde yerleştirilmiş düğümlerin birleşiminden oluşmuştur. Üyelik fonksiyonlarının Bulanık Çıkarım Sistemindeki seçimi keyfidir, kullanıcıya göre değişir. Üyelik fonksiyonlarının şekli de parametre sayısına bağlıdır [66].

Bulanık çıkarım sistemi, kantitatif analiz yapmaksızın insan bilgisi ve muhakeme işlemi if - then kuralları ile modellenenir. Böyle bir bulanık modelleme ilk olarak Takagi ve Sugeno tarafından geliştirilmiş olup kontrol alanında, tahmin ve çıkarım alanında çok sayıda pratik uygulamalarda kullanılmıştır [77].

3.1.3.3.1. Genel Mimarisi

Bulanık çıkarım sistemini, z gibi bir çıkış ve x ve y gibi iki giriş kabul ederek ele alalım. Aşağıda denklem (3.8) ve denklem (3.9)'da iki tane "Eğer - ise - o halde" kuralı bulunan, birinci dereceden Sugeno bulanık modeli için kural kümesi gösterilmektedir.

$$\text{Kural-1: Eger } x \text{ } A_1 \text{ ise ve } y \text{ } B_1 \text{ ise o halde } f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1 \quad (3.8)$$

$$\text{Kural-2: Eger } x \text{ } A_2 \text{ ise ve } y \text{ } B_2 \text{ ise o halde } f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2 \quad (3.9)$$

Şekil 3.12'de Sugeno bulanık modeli için bulanık çıkarım mekanizması ve bu yapıya karşılık gelen ANFIS mimarisi yer almaktadır.

ANFIS girdi/ çıktı veri setini YSA 'ndaki geri yayımlı algoritmayı tek başına ya da en küçük kareler yöntemi ile birlikte kullanarak üyelik fonksiyonu parametrelerini düzenler ve bu sayede bulanık çıkarım sistemi (fuzzy inference system - FIS) oluşturur. Bu düzenleme bulanık sisteminin modellediği veriler yardımıyla sistemi öğrenmesini sağlar. Açıkçası kendi kendini modelleyeceği veriye göre adapte eder [64].

Uyarlanabilir ağ yapısı işleyişi sayesinde, hem sisteme ilişkin giriş çıkış verisinden faydalanarak hem de sistem hakkındaki çevresel bilgiyi kullanarak, kendi kendini güncelleme yeteneğine sahiptir. Ayrıca ANFIS, kural koyma ve sayısal gruplandırma gibi gelişmiş veri analiz teknikleri içermektedir [47].

3.1.3.3.2. ANFIS'in Yapısı ve Çalışma Sistemi

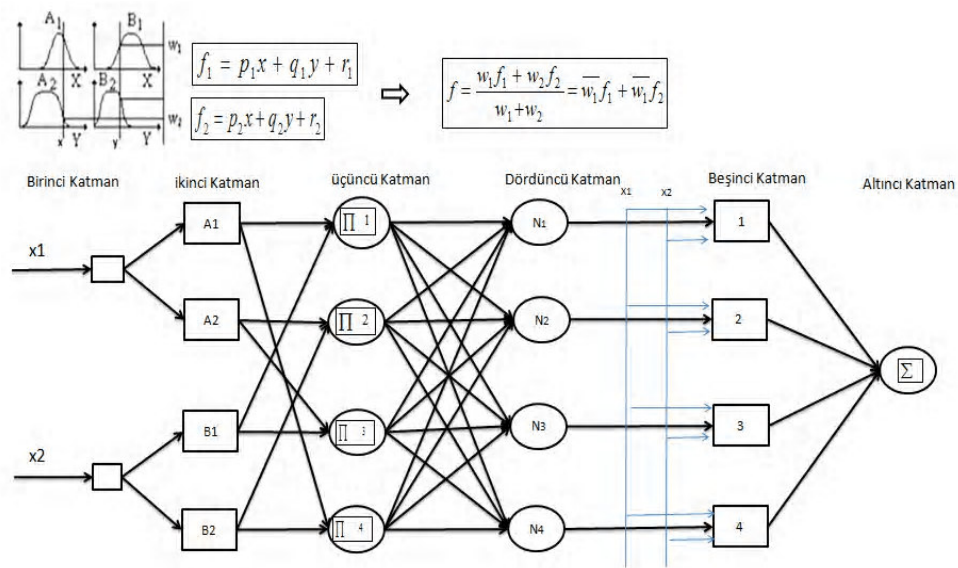
ANFIS'in kural oluşturulmasına olanak sağlaması uzman görüşlerinden faydalanması demektir. Bu yüzden birçok tahmin probleminde yapay sinir ağlarına uzman görüşlerinden faydalanma imkânı tanıdığı için ortalama hata kareler kriterine göre daha iyi sonuçlar elde edilebilmektedir [47].

ANFIS, tam olarak altı katmandan oluşmaktadır. Bu altı katman yapısı, her katmana ait düğüm işlevleri ve katmanların işleyişi sistem Şekil 3.12'de ayrıntılı bir şekilde gösterilmektedir. ANFIS katmanlarının işlevleri sırasıyla şöyledir:

1.Katman: Bu katman girdi katmanı olarak adlandırılmaktadır. Katmandaki her düğümünden alınan giriş sinyalleri diğer katmanlara aktarılır. Her bir i düğümü için çıkış denklem (3.10) ve denklem (3.11)'deki gibi tanımlanır:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1,2 \quad (3.10)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_i}(y), \quad i = 1,2 \quad (3.11)$$



Şekil 3. 12. Sugeno bulanık modeli, eşdeğer ANFIS mimarisi ve bulanık çıkarım sistemi[58]

2.Katman: Bu katman bulanıklaştırma katmanı olarak adlandırılmaktadır. İkinci katmandan elde edilen üyelik dereceleri $\mu_{A_i}(x)$ ve $\mu_{B_i}(y)$ şeklinde gösterilir. Giriş değerlerini bulanık kümeler ayırmada Jang'ın ANFIS modeli, üyelik fonksiyonu şekli olarak geliştirilmiş Bell aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Buradan çıkan her

bir düğüm, kullanılan üyelik fonksiyonuna ve giriş değerlerine bağlı olan üyelik derecelerinden oluşmaktadır.

3.Katman: Bu katman kural katmanı olarak adlandırılmaktadır. Bu katmanda oluşan her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve sayısını ifade etmektedir. Her bir kural düğümünün çıkışı μ_i , ikinci katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımı olmaktadır. μ_i değerlerinin elde edilişi ise, ($j=1,2$) ve ($i=1..n$) olmak üzere, denklem (3.12)'de gösterilmektedir.

$$y_i^3 = \prod_i \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) = \mu_i \quad (3.12)$$

Denklem (3.12)'deki y_i^3 değeri, 3. katmanın çıkış değerlerini ve n ise, bu katmandaki düğüm sayısını bize göstermektedir.

4.Katman: Bu katman normalizasyon katmanıdır. Katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen bütün düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve her bir kuralın normalleştirilmiş ateşleme seviyesini hesaplamaktadır. Normalleştirilmiş ateşleme seviyesi μ_i 'nin hesaplanması ise denklem (3.13)'de gösterilmektedir.

$$y_i^4 = N_i = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = \bar{\mu}_i, \quad (i = 1, n) \quad (3.13)$$

5.Katman: Bu katman arındırma katmanı olarak bilinir. Arındırma katmanındaki her bir düğümde verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaya çalışılmaktadır. Besinci katmandaki i. düğümün çıkış değeri ise denklem (3.14)'de gösterilmektedir.

$$y_i^5 = \bar{\mu}_i [(p_i x_1 + q_i x_2 + r_i)], \quad (i = 1, n) \quad (3.14)$$

Buradaki (p_i , q_i , r_i) değişkenleri, i. kuralın sonuç parametrelerinin kümesini göstermektedir.

6.Katman: Bu katman toplam oluşturma katmanı olarak bilinir. Bu katman bir düğümden oluşmaktadır. Bu düğüm X ile etiketlenmiştir.

$$y = \sum_{i=1}^n \mu_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i] \quad (3.15)$$

Bu katmanda, 5. katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanarak sonuçta, ANFIS sisteminin gerçek çıktı değeri elde edilir. Sistemin çıkış değeri olan y'nin hesaplanması ise denklem (3.15)'e göre yapılmaktadır [61].

3.1.3.3.3. ANFIS Modelinde Öğrenme Algoritması

ANFIS'in öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ile geri yayımlı öğrenme algoritmasının bir arada kullanılmasından oluşan melez bir öğrenme algoritmasıdır. Bu öğrenme algoritması hata geri yayılımına dayalıdır. Öğrenme işlemi iki bölümden oluşmaktadır; Birinci bölümde giriş örnekleri üretilir ve öncül parametreler sabit kabul edilerek, en küçük ortalama kare metoduyla en iyi olan son parametreler belirlenir. İkinci bölümde, giriş örnekleri yeniden üretilir ve elde edilen son parametreler sabit kabul edilerek öncül parametreler eğim alçalması (gradient descent) metoduyla değiştirilir. Bu süreç daha sonra tekrar edilmektedir [64].

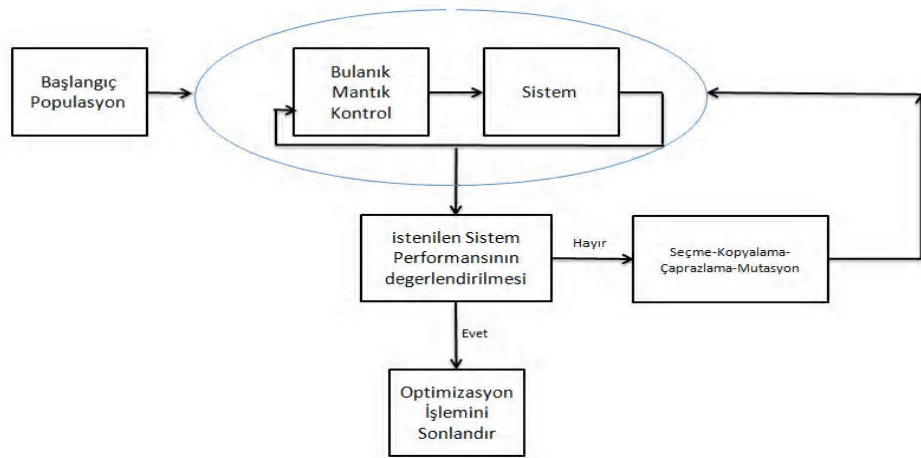
3.1.4. Genetik Algoritma

Problemlerin çözümünde iyi sonuçlar veren basit bir genetik algoritma (SGA); kopyalama (reproduction), mutasyon (mutation) ve çaprazlama (crossover) olmak üzere üç genetik işlemin birleşimidir. Bir genetik algoritma, programın başında belirlenen bir jenerasyon sayısı kadar tekrarlanıp bitirilebilir. Bu sayının yeterince büyük olması sonuçta elde edilecek değer, fonksiyonun optimal çözümü olma şansını artırır. Bir jenerasyon boyunca yürütülen bu işlemlerde en büyükleme veya en küçükleme probleminde jenerasyonlarda elde edilen optimal değerler arasındaki fark sıfırlandığında ya da belli bir değere yakınsadığında işlem sonlandırılır [68].

3.1.4.1. Bulanık-Genetik Algoritma

Günümüzde uygulama olarak oldukça geniş bir kullanım alanı bulunan bulanık mantık sistemleri, klasik yöntemlere göre birçok avantaja sahiptir. Bu avantajları sayesinde birçok farklı alanda kullanım açısından oldukça ilgi çekici bir konuma gelmiştir.

Bulanık mantık, genellikle tecrübelerden kazanılan bilgilerle oluşturulmaktadır. Bu yüzden, bulanık mantık tasarımı birçok araştırmacı tarafından bir optimizasyon problemi olarak düşünülmüş ve en uygun bulanık mantık yapısını elde etmek için optimizasyon algoritmaları kullanılması öngörülmüştür. Optimizasyon algoritmaları arasında genetik algoritma, optimum sonucu bulma açısından üstün başarısı ve hızlı bir şekilde sonuca ulaşabilmesi gibi birçok avantaja sahiptir.



Şekil 3.13. Gerçekleştirilen optimizasyon sürecinin şematik gösterimi

Genetik algoritma giriş üyelik fonksiyonları ve çıkış üyelik fonksiyonları arasındaki öğrenme aşamasını sağlamaktadır. En uygun parametlerin seçimini gerçekleştirir. Genel olarak sistemde optimize edilmek istenen değişkenler genetik algoritmaya kromozomlar olarak işlenmektedir. Sistem Şekil 3.13'de görüldüğü gibi algoritma sırayla uygulanmaktadır. Algoritmanın başlangıcı olarak kromozomlardan oluşan bir başlangıç popülasyonu oluşturulur. Bu popülasyonu oluşturan her bir kromozomun bir uyumluluk değeri vardır. Bu kromozomlar arasından en yüksek uyumluluk değerine sahip olanlar seçilir. Bu seçim işlemi yapılırken normal genetik algoritmadan farklı olarak Bulanık Mantık performans değerlendirmede kullanılmaktadır. İstenilen performans elde edilmesi durumunda optimizasyon işlemi sonlandırılır. Elde edilmemesi durumunda ise seçilen kromozomlar kullanılarak kopyalama, çaprazlama ve mutasyon işlemleri uygulanarak genetik işlemler sonucunda daha yüksek uyumluluk değerine sahip yeni bir popülasyon oluşturulur. İşlemler, daha önceden belirlenmiş istenilen bir sistem performansı elde edilene kadar iteratif olarak tekrar tekrar uygulanır [13].

3.2. Klasik yöntemler

Yapay Zekâ yöntemlerinin dışında literatürde en çok kullanılan yöntemlerin başında Regresyon Modeli gelmektedir. Aşağıda klasik olarak kullanılan yöntemler anlatılmıştır.

3.2.1. Regresyon Modeli

Regresyon belirli bir dönemde söz konusu Y ve X1 gibi iki veya daha fazla değişken arasındaki ortalama ilişkiye denir. Bir örnek üzerindeki X1, X2, ... ve Y bağımlı değişken ölçülerine dayanarak Y ile X1, X2, ... değişkenleri arasındaki ilişkiyi denklem (3.16)'da olduğu gibi fonksiyonel bir şekilde gösterme işlemine regresyon analizi denilmektedir.

$$Y = f(X_1, X_2, K) \quad (3.16)$$

Bağımlı değişkenler üzerinde serbest değişkenlerin etki biçimi ve yönü, istatistik denklemlerle de belirtilebilmektedir. Denklem (3.16)'da belirtilen fonksiyonel ilişki sayesinde X1, X2, ... serbest değişkenleri ölçülerek, bu ölçüler yardımı ile ölçülemeyen Z tahmin değeri bulunabilmektedir. Değişkenler arasındaki ilişki ne kadar kuvvetli ise, regresyon denklemi ile yapılacak tahminlerin hatası o kadar küçülecektir.

Regresyon analizi yapmak için, belirli bir model halinde, fonksiyon biçimine karar verilmez. Bu model bir veya çok sayıda serbest değişkenli, doğrusal yâda eğrisel, toplanabilir yâda toplanamaz şekilde olabilmektedir [62]. Regresyonun varlığı ve standart hatasının küçük görülmesi değişkenler arasında bir "neden-sonuç" ilişkisi olduğunu ispatlayamamaktadır. İlişki; tek yönlü etkiden yâda karşılıklı etkileşimden gelebileceği gibi, ortak bir yâda birkaç neden yüzünden birlikte değişme hali olabilir.

3.2.2. Doğrusal Çoklu Regresyon Modeli

Bu yöntem birden fazla değişken (x_1, x_2, \dots, x_n) ile bağımlı bir değişken (y) arasındaki ilişkiyi gösterir. Burada her bağımsız değişkenin bağımlı değişkenle doğrusal ilişkisi denklem (3.17)'de olduğu gibi doğrusal bir fonksiyondur.

$$y = a + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3 + \dots + b_n x_n \quad (3.17)$$

Regresyon katsayısı (b) yerine n tane net veya kısmi regresyon katsayısı içermektedir. Bu katsayıların her biri katsayı ile ilgili bağımsız değişkende meydana gelebilecek bir değişkenliğin bağımlı değişken üzerindeki etkisini ölçmektedir. Aynı şekilde basit regresyon analizinde olduğu gibi çoklu regresyon fonksiyonuna varmak için en küçük kareler metodu kullanılabilir [23].

$$y = a + b_1 x_1 + b_2 x_2 \quad (3.18)$$

$$\sum y = na + b_1 \sum x_1 + b_2 \sum x_2 \quad (3.19)$$

$$\sum x_1 y = a \sum x_1 + b_1 \sum x_1^2 + b_2 \sum x_1 x_2 \quad (3.20)$$

$$\sum x_2 y = a \sum x_2 + b_2 \sum x_1 x_2 + \sum x_2^2 \quad (3.21)$$

Denklem (3.18)'deki gibi bir çoklu regresyon modelinde basit modeldeki normal denklem yerine üst kısımdaki üç normal denklemin bir arada çözülmesi gerekmektedir.

4. BÖLÜM

NET TÜKETİM TAHMİNİ UYGULAMASI

Bu çalışmada, TEIAS kurumundan gerekli veriler aylık olarak tedarik edilmiştir. 1976-2010 yılları arasında her bir parametreye ait 24 yıllık elektrik verileri aylık olarak ele alınarak veri seti oluşturulmuştur. Toplamda 420 tane aylık verinin 210 verisi test seti olarak, 105 verisi eğitim seti ve 105 verisi de değerlendirme seti olarak kullanılmıştır. Toplamda kullanılabilir değişken sayısı belirlenmiş ve değişkenlerin etkinliğine göre 4 tane en iyi değişken belirlenmiştir. En iyi modeli belirlemek için parametre sayısı 4 olarak belirlenmiştir. Veri seti Şekil 4.1’de gösterilmiştir. Veri setindeki değişkenler Türkiye’nin net elektrik tüketimini etkileyen faktörler göz önüne alınarak aralarındaki korelasyon katsayısının yüksekliğine göre değerlendirilmiştir. Değerlendirme sonucunda 4 girdi değişkeni belirlenmiştir.

1	Tarih (A.1986)	Gayribofi Herkula Gahru (Bin TL)	N Wafes (kwh)	Savutuk pıantı Mwh	Anı pıantı Mwh	İbulet Gwh	İbratca Gwh	Turkiyyanı Topı Uretimi GWH	Akırdıan enersı GWH	T.C. Elaktrık Takımı İbratca ulupı Kw.	T.C. Elaktrık Verı Takımı Kw
2	1.1976(OCAK)	2490453.59	40446729.00	2676.80	2701.60	0.30	0.00	1321.10	1194.00	1530309478.00	1322209577.08
3	2.1976	2490453.59	40446729.00	2700.50	2736.90	0.20	0.00	1139.80	1118.20	1428754104.00	1234464261.49
4	3.1976	2490453.59	40446729.00	2725.60	2762.40	24.50	0.00	1262.20	1214.60	1541605084.00	1331969144.44
5	4.1976	2490453.59	40446729.00	2664.70	2702.20	32.70	0.00	1219.70	1118.00	1428739742.00	1234451852.51
6	5.1976	2490453.59	40446729.00	2599.20	2662.80	36.50	0.00	1226.70	1123.30	1430355147.00	1235847585.85
7	6.1976	2490453.59	40446729.00	2608.90	2628.60	29.80	0.00	1225.10	1146.50	1453830687.00	1256130792.78
8	7.1976	2490453.59	40446729.00	2664.40	2979.50	33.90	0.00	1280.00	1227.50	1531519876.00	1323255378.50
9	8.1976	2490453.59	40446729.00	2335.10	2774.60	30.00	0.00	1291.80	1243.80	1542162489.00	1332450750.44
10	9.1976	2490453.59	40446729.00	2835.30	2861.60	28.70	0.00	1346.90	1212.70	1543881022.00	1333935687.87
11	10.1976	2490453.59	40446729.00	2966.00	3018.70	33.00	0.00	1351.40	1316.10	1669907118.00	1442823962.08
12	11.1976	2490453.59	40446729.00	3085.00	3112.70	41.50	0.00	1458.00	1379.80	1746335700.00	1508859365.07
13	12.1976	2490453.59	40446729.00	3084.90	3135.20	41.10	0.00	1500.10	1345.80	1762125223.00	1522501741.88
14	1.1977	2575292.53	41316297.00	3101.80	3146.80	45.20	0.00	1530.20	1420.80	1818595722.00	1549308270.66
15	2.1977	2575292.53	41316297.00	3187.20	3234.70	41.90	0.00	1424.70	1278.50	1645317097.00	1401687772.28
16	3.1977	2575292.53	41316297.00	3176.00	3224.80	45.00	0.00	1526.50	1400.00	1783411055.00	1519333551.75
17	4.1977	2575292.53	41316297.00	3210.00	3217.30	26.40	0.00	1394.80	1341.90	1823574168.00	1553549536.31
18	5.1977	2575292.53	41316297.00	3115.50	3153.90	20.60	0.00	1394.20	1354.60	1729988518.00	1473821524.30

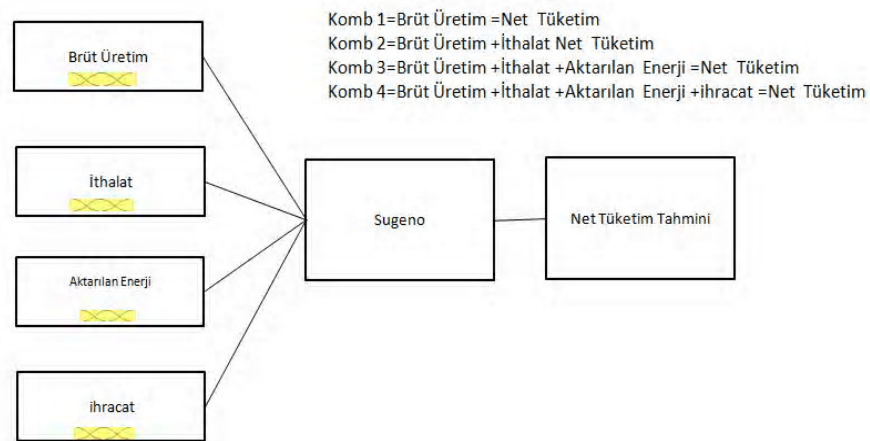
Şekil 4. 1. TEIAS’dan elde edilen veri seti (Tamamı Ek 1’de verilmiştir)

Derlenen bu veriler, Şekil 4.2’de gösterildiği gibi dört girdi sütunu ve bir çıktı sütunu olarak ve çıktı sütunu en sonda olmak koşuluyla düzenlenmiştir. Belirlenen modellerin yapısında giriş değerlerine göre kombinasyonlar belirlenmiştir ve girdi sayısına göre

kombinasyon isimlendirilmiştir. Örneğin bir girdi değişkeni ve çıktı değişkeni olan bir yapıya kombinasyon 1 adı verilmiştir. Böylece girdi değerlerinin çıktı değeri üzerindeki etki değeri belirlenebilir. Sonuçların ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi), CKA (Çok Katmanlı Algılayıcı) ve BG (Bulanık Genetik) ile hesaplanması için MATLAB programının kodlama kısmı kullanılmıştır. Bulunan sonuçlar her bir yöntemdeki kombinasyonlar için MAPE (mutlak ortalama yüzdesel hata), RMSE (kök ortalama hata kareleri) hata değerleri ve R^2 değeri hesaplanarak en iyi tahmin modeline ulaşılmaktadır.

4.1. Modelin Oluşturulma Süreci

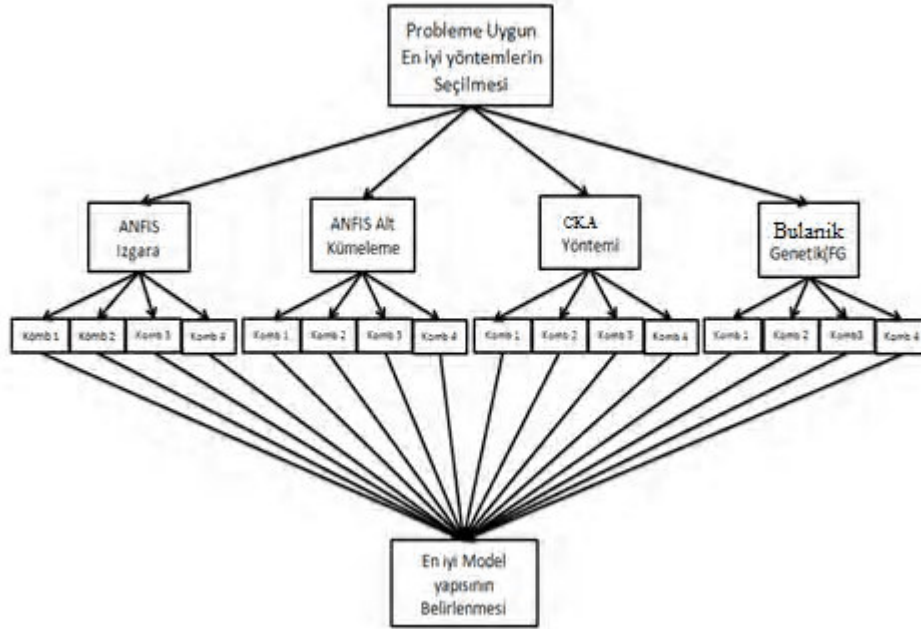
Net tüketim için yapılan tahmin çalışmasında Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sisteminin (ANFIS) oluşturulmasında iki farklı yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemler alt kümeleme (sub-clustering) ve ızgara bölümlenme (grid partition) yöntemleridir. Her iki yöntem ayrı ayrı kullanılmış ve sonuçları karşılaştırılmıştır. Aynı zamanda çok katmanlı yapay sinir ağı yöntemi ve Bulanık genetik yöntemi kullanılarak her bir yöntem için kombinasyonlar oluşturulmuş ve en iyi model belirlenmeye çalışılmıştır. Şekil 4.3’de en iyi model yapısının belirlenmesi için izlenen yol ve seçilen yöntemler gösterilmiştir.



Şekil 4. 2. Net tüketim tahmini için oluşturulacak sinirsel bulanık çıkarım sisteminin genel yapısı

Model şekil 4.2’de görüldüğü gibi giriş değişkenleri olarak Brüt Üretim, İthalat, İhracat, Aktarılan Enerji, çıkış olarak ise net elektrik tüketimi belirlenmiştir. Modelde 1976-2010 yılları arasındaki verilerin 1976 Ocak ayından 1993 Haziran ayı arasındakiler eğitim, 1993 Temmuz ayından 2002 Mart ayı arasındakiler test ve 2002 Nisan ayından

2010 Aralık ayı arasındaki değerlendirme verileridir. Genellikle test için verilerin %5, %10 veya %20'si kullanılırken, çalışmamızda daha iyi sonuç alabilmek için mevcut verinin %25 si test verisi olarak seçilmiştir.



Şekil 4. 3. En iyi model yapısının belirlenmesi için izlenen yol ve seçilen yöntemler

4.2. Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli (ÇKA)

Çok katmanlı yapay sinir ağında en iyi modeli belirlerken 1976-2010 arasındaki aylık olan 420 verinin %80'i eğitime verisi %20'si test verisi olarak kullanılmaktadır. Parametreler veri setine uygun olacak şekilde ayarlanmıştır. İterasyon sayısı 50 (epoch sayısı) olarak belirlenmiştir. Hedeflenen hata değeri "1e-20" olarak ve verdiğimiz gradient (düşüm) büyüklüğü "1e-100" olarak belirlenmiştir. Bu gradient (düşüm) değerine ulaşıldığı zaman sistem durmaktadır. Model çalıştırıldığı zaman hedeflenen gerçek değer ile tahmin edilen değer arasındaki hata değerleri aşağıdaki formüller kullanılarak hesaplanmaktadır. Kullanılan değişkenler;

n= Toplam sayı,

Y=Gerçek değer ve

T=Tahmin değeri göstermektedir.

$$\text{MAPE} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n \left| \frac{T_i - Y_i}{Y_i} \right| \right)}{n} \times 100 \quad (4.1)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_i - Y_i)^2}{n}} \quad (4.2)$$

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - Y_i)^2}{n} \quad (4.3)$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |T_i - Y_i|}{n} \quad (4.4)$$

$$\text{SSE} = \sum_{i=1}^n (T_i - Y_i)^2 \quad (4.5)$$

Yapay sinir ağı modelleri içinde çok katmanlı algılayıcı modelini seçmemizin en büyük sebebi doğrusal olmayan dağılımlar için kullanılacak en iyi yöntem olmasıdır. Modelde girdi ve çıktı değişkenlerine göre aşağıdaki gibi kombinasyonlar belirlenmiştir. Dağılıma ve saçılma grafiklerinde yatay kısım (x) gerçekleşen değerleri ve dikey kısım (y) ise tahmin edilen değerleri göstermektedir.

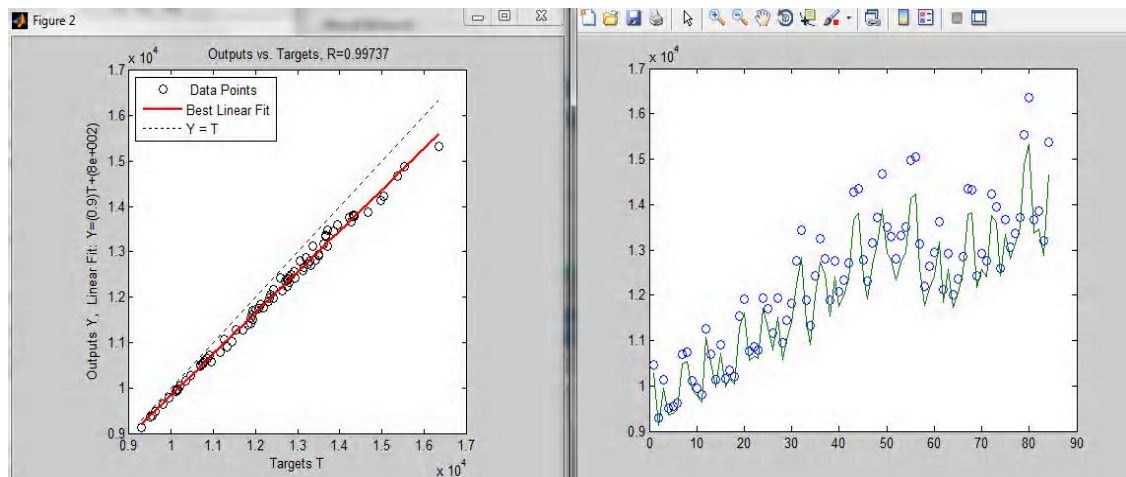
4.2.1. Çok Katmanlı Algılayıcı için Kombinasyon 1 Modeli

Değişkenler tek girdi ve tek çıktı alındığı zaman oluşan kombinasyon değeridir. Girdi değişkeni olarak brüt üretim ve çıktı değişkeni olarak net tüketim değişkeninin verileri kullanılmaktadır. Bu model danışmanlı öğrenme olduğu için girdi ve çıktı değeri verilmiştir. Girdi değişkeninin çıktı değişkeni üzerindeki etkisine göre ağ kendini eğitmektedir. Kombinasyon 1 modeli sonuçları %2,38 hata ile tahmin yapıldığını göstermektedir. Bu tahmin değeri literatüre göre iyi bir sonuçtur. Fakat yinede hata oranı düşürülebilir.

Tablo 4. 1. CKA'dan tek girdi sonucunda oluşan eğitim ve test aşaması hata değerleri

Eğitime Aşaması Hatalar	Test Aşaması Hatalar
SSE = 2664848.641	SSE = 14770753.037977
MSE = 7931.097	MSE = 175842.298071
RMSE = 4.858442	RMSE = 45.753259
MAE = 67.177337	MAE = 378.735479
MAPE = 2.383224	MAPE = 2.964414
R = 0.998738	R = 0.994754

Tablo 4.1.'de görüldüğü gibi MAPE (yüzdesele ortalama mutlak hata) değerini göz önüne aldığımız zaman test aşamasında yüzde 2.96 büyüklüğünde hata oluşmuştur. Bu hata değeri gerçekten iyi bir tahmin yapıldığını göstermektedir.



Şekil 4. 4. Kombinasyon 1 sonucunda oluşan dağılma ve saçılma diyagramlarıdır

Grafiksel olarak hedeflenen değerler ve tahmin edilen değerler arasındaki ilişkiyi Şekil 4.4'de dağılma ve saçılma grafiğinde net olarak görebiliriz.

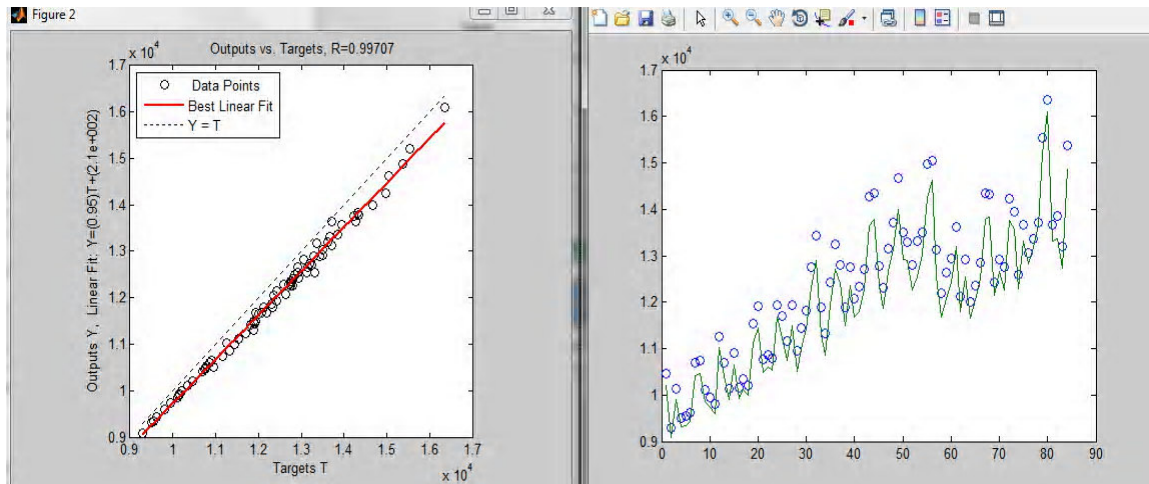
4.2.2. Çok Katmanlı Algılayıcı için Kombinasyon 2 Modeli

Değişkenler iki girdi ve tek çıktı alındığı zaman oluşan hata değerlerini bulmak için oluşturduğumuz kombinasyon değeridir. Girdi değişkeni olarak brüt üretim ve ithalat değişkenleri ve çıktı değişkeni olarak da net tüketim değişkeninin verileri kullanılmaktadır.

Tablo 4. 2. ÇKA'dan iki girdi sonucunda oluşan eğitim ve test aşaması hata değerleri

Eğitime Aşaması Hatalar	Test Aşaması Hatalar
SSE = 1387935.41	SSE = 14428081.8298
MSE = 4130.76	MSE = 171762.8789
RMSE = 3.51	RMSE = 45.2194
MAE = 50.69	MAE = 391.2849
MAPE = 1.77	MAPE = 3.133
R = 0.999343	R = 0.994149

Tablo 4.2'de görüldüğü gibi MAPE (yüzdesele ortalama mutlak hata) değerini göz önüne aldığımız zaman test aşamasında % 3.13 büyüklüğünde hata oluşmuştur. Kombinasyon 1'e göre kötü sonuç vermiştir. İthalat değişkeninin etkinliği brüt üretim değişkeninden azdır. Girdi sayısının artması brüt üretim değişkeninin etkisini azaltmaktadır.



Şekil 4. 5. Kombinasyon 2 sonucunda oluşan dağılım ve saçılma diyagramlarıdır

Kombinasyon 2 için grafiksel olarak hedeflenen değerler ve tahmin edilen değerler arasındaki ilişkiyi şekil 4.5'de dağılım ve saçılma grafiğinde net olarak görebiliriz. R değeri % 99,42 olarak bulunmuştur.

4.2.3. Çok Katmanlı Algılayıcı için Kombinasyon 3 Modeli

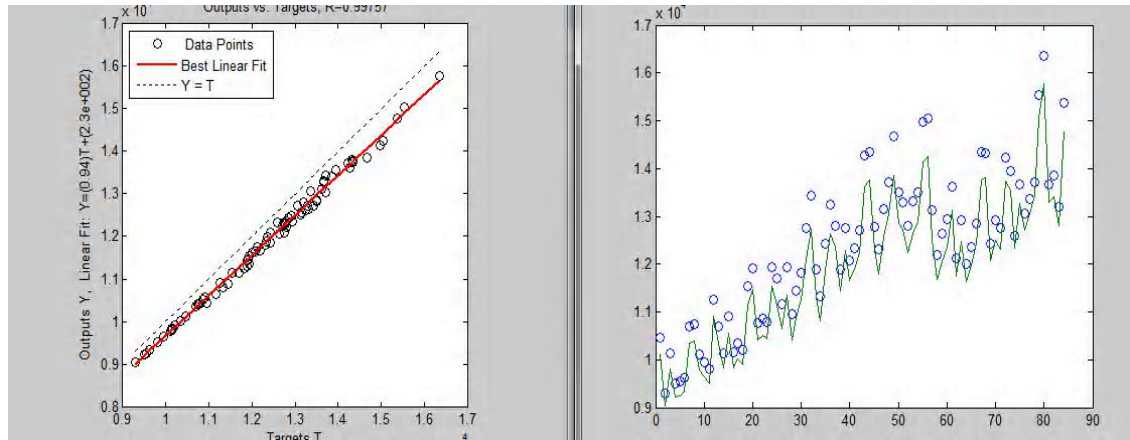
Değişkenler üç girdi ve tek çıktı alındığı zaman oluşan hata değerlerini bulmak için oluşturduğumuz kombinasyon değeridir. Kombinasyon 3 için girdi değişkenleri brüt üretim, ithalat ve aktarılan enerji olarak belirlenmiştir. Çıktı değişkeni aynı şekilde net tüketim verileri kullanılmıştır. Tablo 4.3'de eğitim ve test aşamasındaki hata değerleri

bize modelin basari oranını göstermektedir. MAPE (Yüzdesel olarak ortalama mutlak hata) değeri test aşamasında % 3.73 oranında hata değeriyle tahminde bulunmuştur.

Tablo 4. 3. ÇKA'dan üç girdi sonucunda oluşan eğitim ve test aşaması hata değerleri

Eğitime Aşaması Hatalar	Test Aşaması Hatalar
SSE = 2057421.494	SSE = 19750767.120
MSE = 6123.278	MSE = 235128.180
RMSE = 4.269	RMSE = 52.906947
MAE = 61.362	MAE = 465.894435
MAPE = 2.016	MAPE = 3.739389
R = 0.999026	R = 0.995147

Tablo 4.3'de R değeri % 99.52 olarak belirtilmiştir. Bu değer kombinasyon 1 ve kombinasyon 2 'nin R değerlerinden daha iyi sonuç vermiştir. Fakat şekil 4.6'da grafiğe bakıldığında veriler Best Linear Fit (Doğrusal Çizgi) oluşturmasına rağmen istenilen yapıyı oluşturamamıştır. Bu yüzden ortalama mutlak hata oranı daha yüksektir.



Şekil 4. 6. Kombinasyon 2 sonucunda oluşan dağılma ve saçılma diyagramlarıdır

Kombinasyon 4 için grafiksel olarak hedeflenen değerler ve tahmin edilen değerler arasındaki ilişkiyi şekil 4.6'da dağılma ve saçılma grafiğinde net olarak görebiliriz. R değeri % 99,42 olarak bulunmuştur.

4.2.4. Çok Katmanlı Algılayıcı için Kombinasyon 4 Modeli

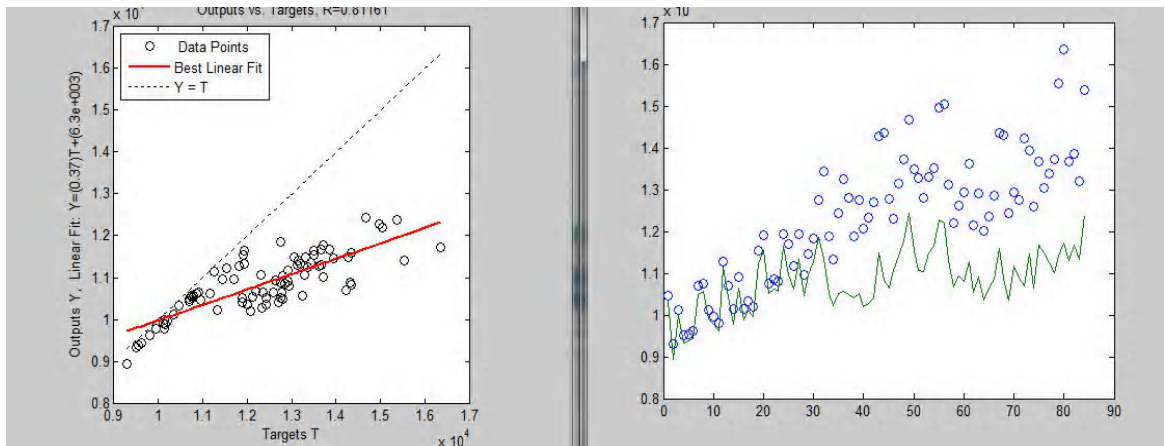
Değişkenler dört girdi ve tek çıktı alındığı zaman oluşan hata değerlerini bulmak için oluşturduğumuz kombinasyon değeridir. Girdi değişkeni olarak brüt üretim,

ithalat,ihracat ve aktarılan enerji değişkenlerinin ve çıktı değişkeni olarak net tüketim değişkeninin verileri kullanılmaktadır.

Tablo 4. 4. ÇKA'dan dört girdi sonucunda oluşan eğitim ve test aşaması hata değerleri

Eğitime aşaması hatalar	Test aşaması hatalar
SSE = 681542.693325	SSE = 287408856.543924
MSE = 2028.400873	MSE = 3421534.006475
RMSE = 2.457012	RMSE = 201.823060
MAE = 34.649973	MAE = 1511.946414
MAPE = 1.087026	MAPE = 11.419157
R = 0.999677	R = 0.658716

Tablo 4.4'de görüldüğü gibi MAPE (yüzesel ortalama mutlak hata) hata değeri test aşamasında % 11.42 büyüklüğünde oluşmuştur. Bu değer bütün kombinasyonlar arasında en kötü değerdir. ihracat değişkeninin etkinliği diğer değişkenlerin etkinliğinden kötüdür. Bu yüzden en iyi model yapısında ihracat kullanılmamalıdır.



Şekil 4. 7. Kombinasyon 4 sonucunda oluşan dağılım ve saçılma diyagramlarıdır

Kombinasyon 4 istenilen model ile uyumlu olmadığını anlamak için şekil 4.7'e bakmak yeterlidir. Şekil 4.7'de veriler doğrusal bir yapı izlememiş ve istenilen doğrudan çok uzaktır.

4.2.5. Çok Katmanlı Algılayıcı İçin En İyi Modelin Sonuçları

En iyi model olarak Kombinasyon 2 modeli seçilmiştir. Hedeflenen değerler ile tahmin değerleri arasında çok düşük hata oranı vardır. Kombinasyon 1'in test aşaması hata

değerleri daha düşük olmasına karşın kombinasyon 2 seçilmiştir. Test aşamaları için MAPE değerleri çok yakındır. Bu yüzden eğitim aşamasındaki hata değerlerine bakılmıştır.

Tablo 4. 5. ÇKA'dan kombinasyonlar sonucunda oluşan en iyi eğitim ve test aşaması hata değerlerinin karşılaştırması

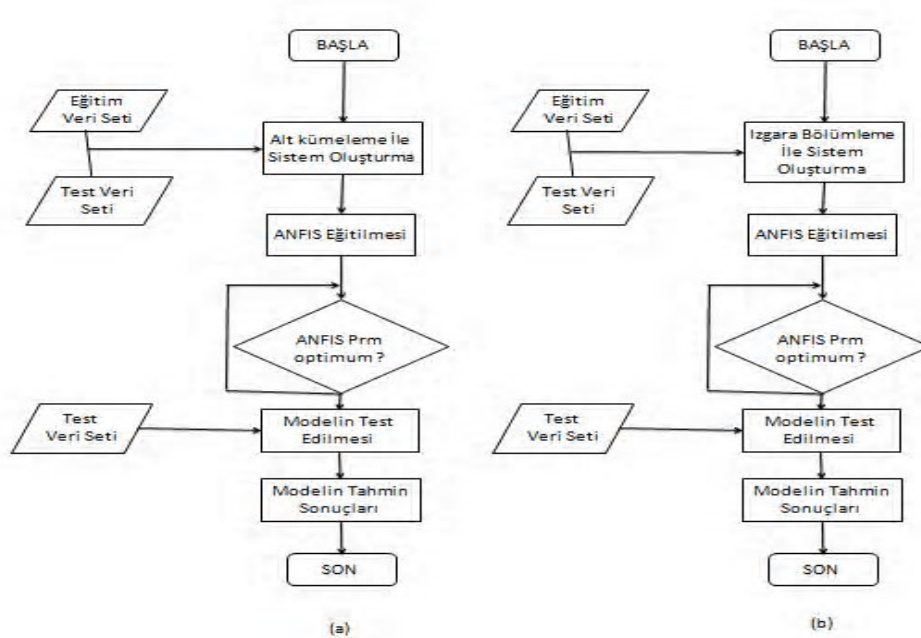
ÇKA	Eğitim Aşaması İçin Hata			Test Aşaması İçin Hata		
	RMSE	MAPE	R	RMSE	MAPE	R
Kombinasyon 1	4.858	2.383	0.998738	45.754	2.964	0.994754
Kombinasyon 2	3.51	1.77	0.999343	45.219	3.133	0.994149
Kombinasyon 3	4.269	2.016	0.999026	52.907	3.739	0.995147
Kombinasyon 4	2.457	1.087	0.999677	201.823	11.419	0.658716
En iyi Kombinasyon	3.51	1.77	0.999343	45.219	3.133	0.994149

Tablo 4.5'de kombinasyon 2'nin MAPE hata değeri kombinasyon 1 den daha yüksektir; fakat kombinasyon 2'nin RMSE hata değeri kombinasyon 1'den düşüktür. Dolayısıyla kombinasyon 2 ÇKA'nda en iyi model yapısı olarak seçilmiştir. Şekil 4.4'de en iyi Kombinasyon sonucunda oluşan dağılma ve saçılma diyagramları gösterilmiştir. Tahmin edilen veriler Best Linear Fit (doğrusal çizgi) çizgisine çok yakındır. Hata değeri MAPE = 3.133, RMSE= 45.219 ve R=0.9942 dir.

4.3. ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) Modeli

ANFIS modeli, sugeno tipi bulanık çıkarım sistemini ve melez öğrenme (hybrid learning) algoritmasını kullanır. Dört girdi ve bir çıktıdan oluşan bir veri seti oluşturulmuştur. Girdi değişkenleri sırayla ilave edilerek kombinasyonlar oluşturulmuştur. Her bir kombinasyon için sonuç değerleri bulunmuştur. Her bir giriş üyelik fonksiyonları tanımlanarak bulanıklaştırılır. Giriş değişkenleri kümesi için üyelik fonksiyonu verinin karakteristiğine bağlı olarak gaussian ve üçgensel olarak alınmıştır. Bu bulanık girişler sinir ağlarının girişleri olarak alınır ve ağın farklı katmanlarındaki transfer fonksiyonları ile işleme tabi tutularak bulanık çıkışlar elde edilir. Bu bulanık çıkışlar lineer üyelik fonksiyonlarına sahiptir. Yani bu bulanık çıkışlar berraklaştırılarak tek bir çıkış elde edilir.

ANFIS yönteminde bulanık çıkarım sistemi olarak iki farklı yöntem kullanılarak ortalama hata değeri düşük olan modeller elde edilebilir. Bu iki yöntem ızgara bölümlenme ve alt kümeleme yöntemleridir. (Bkz Şekil 4.8) Yöntemler arasındaki en büyük fark kural tabakasının (3.tabaka) farklı olmasıdır. Alt kümeleme yöntemi, üyelik fonksiyonlarını alt kümeleyerek işlem yapmaktadır. Uygulamada her iki yöntem için ilk önce üyelik fonksiyonu üçgensel ve gaussian olarak alınmıştır.. Daha sonra giriş üyelik fonksiyonu sayısı 2 ve 3, çıkış üyelik fonksiyonu ise sabit ve doğrusal olarak çeşitlendirilmiştir. Bulunan sonuçlar tablolar oluşturularak gösterilmiş ve girdi değişkenleri tablolarda brüt üretim değişkeni “B”, ithalat “I”, ihracat “H” ve aktarılan enerji “A” harfi ile kodlanarak gösterilmiştir.

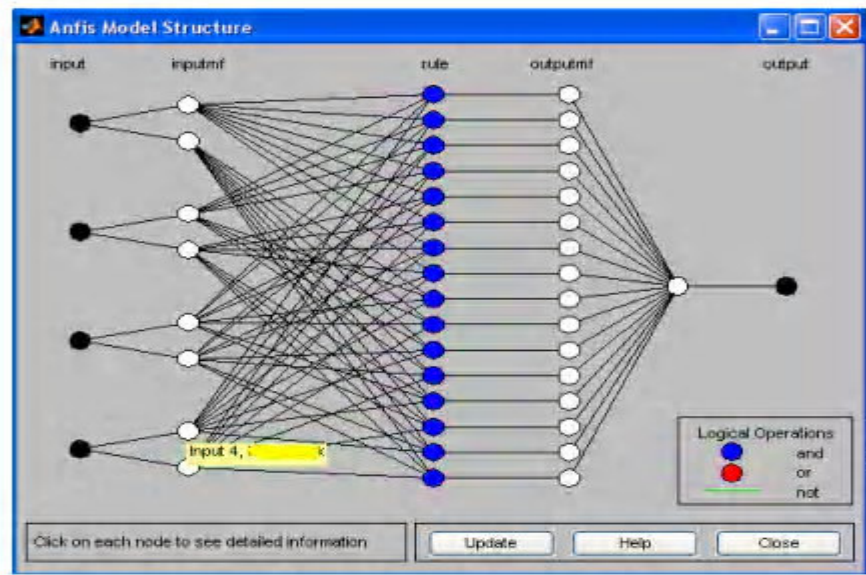


Şekil 4. 8. Akış şeması : (a) alt kümeleme yöntemi, (b) ızgara bölümlenme yönteminin akış şeması [79]

4.3.1. ANFIS Izgara Yöntemi İle Modelin Oluşturulması

Izgara bölümlenme (Grid Partition) yöntemi şekil 4.8 (b)'de gösterildiği gibi bir akış şemasına sahiptir. MATLAB programı kullanılarak akış şemasına göre kodlama yapılmıştır. Mantığında, eğitim ve test (kontrol) veri seti verilerek bir kural tabanı oluşturulmaktadır. Izgara Bölümlenme yöntemi diğer yöntemlerden kural oluşturmaya göre ayrılmaktadır. Bu yöntemde, sistemin ikinci katmanındaki giriş üyelik fonksiyonlarının her biri için kural oluşturulmaktadır. Yöntem ismini bu özelliğinden

almaktadır. Şekil 4.9'da bu özellik Izgara Bölümleme ile 4 girdi ve bir çıktıdan oluşan (Kombinasyon 4) modelin yapısında ayrıntılı olarak gösterilmiştir. Şekil 4.9'da 4. Katmanda verilen çıkış üyelik fonksiyonlarının tipi danışman tarafından belirlenir. Çalışmamızda çıkış üyelik fonksiyonları sabit (constant) ve doğrusal (linear) olarak belirlenmiştir. En uygun modeli bulmak için kullanması gereken epoch sayısı ise 10 ve 100 olarak kullanıldığı zaman daha iyi sonuç verdiği bulunmuştur.



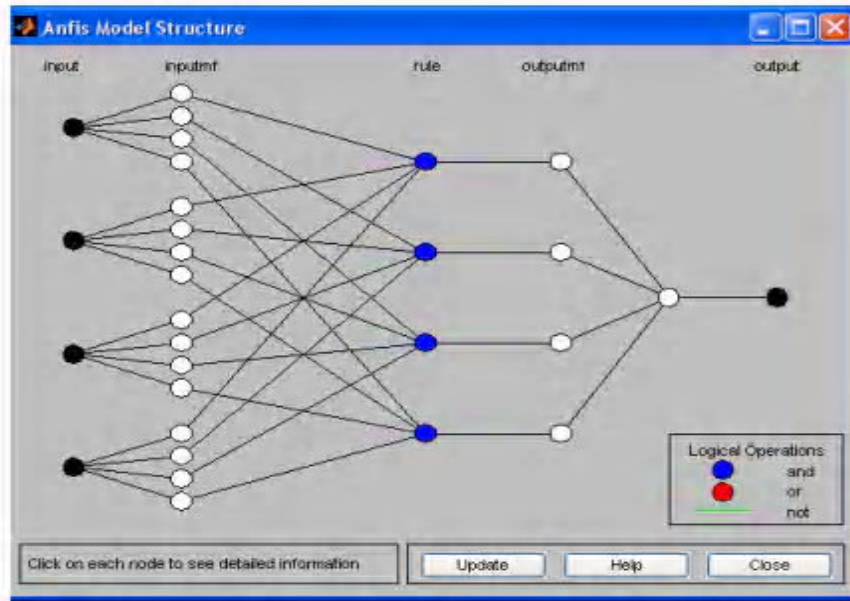
Şekil 4. 9. Izgara bölümlene yöntemi ile oluşturulan kombinasyon 4'ün ağ yapısı modelin yapısı [79]

Son olarak Izgara yönteminde oluşturulan kurallar kullanılarak eğitim verileri ile ANFIS eğitilir. Eğitim sonucunda ANFIS parametreleri optimum sonuca ulaşıyorsa modelin test aşamasına geçilir ve tahmin işlemi gerçekleştirilir. Optimum sonuçların elde edilememesi durumunda ANFIS tekrar eğitilir. Test aşamasına geçilmesi durumunda ise elde edilen tahmin değerlerinin gerçek değerlere göre hata yüzdelere bakılarak model oluşturulur.

4.3.2. ANFIS Alt Kümeleme (Subtractive Clustering) Modeli

Alt kümeleme yönteminin akış şeması, mantık olarak Izgara Bölümleme ile aynıdır. Eğitim ve test (kontrol) veri seti kullanılarak ANFIS modelinin kuralları oluşturulur. Kurallar oluşturulurken ikinci katman üyelik fonksiyonlarını girdi ve çıktı verilerinin ilişkisine göre Gaussian (Gaussmf) veya Üçgensel (Trimf) olarak, sayısının ne kadar olacağını ayarlamaktadır. Izgara bölümlenmede olduğu gibi bütün kuralları incelemek

yerine olması gerekli kuralları oluşturarak çıkış üyelik fonksiyonlarını belirlemektedir. Şekil 4.10'da bu model katman katman gösterilmiştir. Öğretimde kullanılan verinin durumuna göre oluşturulan modellerin yapısı ve kullanışlılığı artar. Tezde kullanılan veriler sonucunda verilerin doğrusal olmayan bir dağılımda olması ve 2001 yılı gibi ekonomik kriz dönemleri düzgün bir şekilde kural oluşturmayı engellemektedir. Bütün kurallar yerine gerekli olan kuralları kullandığı için alt kümeleme yöntemi analizimizde daha iyi sonuç vermiştir.



Şekil 4. 10. Alt kümeleme yöntemi ile oluşturulan kombinasyon 4'ün ağ yapısı [79]

Alt kümeleme ve Izgara Bölümlenme yöntemleri kullanarak ANFIS modeli oluşturulmuş ve RMSE (Ortalama Karesel Hata), MAPE (Ortalama Yüzsdesel Mutlak Hata) ve R değerleri bulunmaya çalışılmıştır. Amacımız en küçük hata değeri ile tahminde bulunabileceğimiz modeli oluşturmaktır. En son aşamada ise bulunan sonuçlar kullanılan diğer modellerle karşılaştırılarak tahmin modeli oluşturulacaktır. En iyi modeli oluşturmak için girdi sayıları değiştirilerek modele sunulmaktadır. Şekil 4.10'da gösterildiği gibi dört girdi ve bir çıktıdan oluşan modelden girdi sayısına göre kombinasyonlar belirlenmiştir. Örneğin bir girdi bir çıktının mevcut olduğu model için kombinasyon 1 adi verilmiştir. Aşağıda her iki metot için kombinasyonlar incelenmiştir.

4.3.3. ANFIS İçin Kombinasyon 1 Modeli

Model bir girdi ve bir çıktıdan oluşmaktadır. Girdi değişkeni olarak brüt üretim verileri ve çıkış olarak net tüketim verileri girilmiştir. Veriler 1976-2010 yılları aylık verileridir. Analiz yapılırken ilk önce ızgara bölümlene yöntemi ile Tablo 4.6'da gösterildiği gibi giriş üyelik fonksiyon tipi üçgensel olarak ele alınmıştır. Çıkış üyelik fonksiyonunun sabit ve doğrusal olması ve epoch sayısının 10 ve 100 olmasına göre modeller oluşturularak en küçük hata değerli modelin yapısı belirlenmiştir.

Tablo 4. 6. (a)Izgara bölümlene üçgensel mf (grid partition) modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	Brüt Üretim	Üçgensel MF	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.0071	R = 0.4203
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE= 2151.2	RMSE = 8.578
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE= 23.4515	MAPE = 68.6581
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.0071	R = 0.4203
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2149.5	RMSE= 8577.9
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE= 23.4248	MAPE= 68.6545
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R= 0.6905	R = 1.0953*10 ⁽⁻⁰³¹⁾
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE= 3313.5	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 33.8920	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.6905	R = 1.0953*10 ⁽⁻⁰³¹⁾
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 3313.6	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 33.9011	MAPE = 72.0289

Tablo 4. 7. (b) Izgara bölümlenme üçgensel mf (grid partition) modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.7797	R = 0.4091
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 638.7265	RMSE = 8461.3
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 3.5005	MAPE = 62.8554
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.8348	R = 0.4059
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2895.0	RMSE = 8663.1
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 32.6086	MAPE = 70.6362
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.1518	R = 1.0953e-031
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 4202.9	RMSE = 8.732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 51.7152	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.0784	R = 1.0953e-031
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 10980	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 122.973	MAPE = 72.0289

Analiz yapılırken Izgara bölümlenme yöntemi ile Tablo 4.7’de gösterildiği gibi giriş üyelik fonksiyon türü Gaussian olarak da ele alınmıştır. Çıkış üyelik fonksiyonu aynı şekilde sabit ve doğrusal olması ve epoch sayısının 10 ve 100 olmasına göre modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hata değerleri belirlenmiştir.

Tablo 4. 8. Izgara Bölümlenme Gaussian MF Modelinin Değerlendirme Ve Test Aşamalarındaki Hataları

Giriş Verileri	Brüt Üretim	GaussianMF	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.7104	R = 0.4780
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2243.7	RMSE = 7013.6
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 26.1439	MAPE = 56.3865

Tablo 4. 9. (b) Izgara bölümlenme gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.7118	R = 0.4786
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2241.3	RMSE = 7.010.7
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 26.1106	MAPE = 56.3593
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.4393	R = 0.2583
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 2119.3	RMSE = 6886.9
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 23.6965	MAPE = 55.2197
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.4426	R = 0.2602
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 2118.9	RMSE = 6886.4
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 23.6941	MAPE = 55.2154
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE22 = 199.8579	RMSE32 = 208.3103
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 2.6952	MAPE32 = 1.4905
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE22 = 200.0926	RMSE32 = 208.9091
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 2.6983	MAPE32 = 1.4956
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE22 = 259.60	RMSE32 = 1054.3
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 2.8611	MAPE32 = 8.3741
Giriş Verileri	Brüt Üretim		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE22 = 256.8772	RMSE32 = 1046.1
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 2.8308	MAPE32 = 8.3075

Aynı zamanda Alt kümeleme yöntemi ile Tablo 4.8 de görüldüğü gibi katsayı oranı değiştirilerek çıkış üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Üyelik fonksiyon tipinin Gaussian ve Üçgensel olması ve sayısını, verdiğimiz katsayı değeri belirlemektedir.

Tablo 4. 10. ANFIS alt kümeleme epoch sayısı 10 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb.No	Komb. No	1	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R = 0.9975	R = 0.9962
Katsayı	0.30	RMSE	RMSE = 328.5389	RMSE = 1286.6
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 3.6091	MAPE = 10.2391
Komb. No	Komb. No	2	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R = 0.9975	R = 0.9962
Katsayı	0.40	RMSE	RMSE = 229.9824	RMSE = 336.0140
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 2.9784	MAPE = 2.6139
Komb. No	Komb. No	3	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R = 0.9975	R = 0.9962
Katsayı	0.50	RMSE	RMSE = 702.3485	RMSE = 1936.7
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 8.1690	MAPE = 15.5325
Komb. No	Komb. No	4	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R = 0.9975	R = 0.9962
Katsayı	0.60	RMSE	RMSE = 134.5515	RMSE = 172.0265
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 1.8691	MAPE = 1.1827
Komb. No	Komb. No	5	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R = 0.9975	R = 0.9962
Katsayı	0.70	RMSE	RMSE = 147.6245	RMSE = 136.7507
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 2.0460	MAPE = 0.9193
Komb. No	Komb. No	6	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R = 0.9975	R = 0.9962
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 171.2086	RMSE = 132.8889
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 2.3488	MAPE = 0.9618

Verilerin girdi ve çıktı değişkenlerine göre katsayı değişkenin yapısı değişmektedir. Epoch sayısı olarak 10 ve 100 değerlerinin daha uygun sonuçlar verdiği görülmüştür. Aynı şekilde alt kümeleme yöntemi kullanılarak Tablo 4.9'da epoch sayısını 100 aldığımız zaman nasıl sonuç verdiğine bakılmıştır.

Tablo 4. 11. (a) Anfis alt kümeleme epoch sayısı 100 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	1	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Katsayı	0.30	RMSE	RMSE22 = 330.7767	RMSE32 = 1293.5
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 3.6344	MAPE32 = 10.2948
Komb. No	Komb. No	2	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Katsayı	0.40	RMSE	RMSE22 = 229.4868	RMSE32 = 332.4226
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 2.9751	MAPE32 = 2.5841
Komb. No	Komb. No	3	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Katsayı	0.50	RMSE	RMSE22 = 707.7764	RMSE32 = 1947.5
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 8.2373	MAPE32 = 15.6240
Komb. No	Komb. No	4	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Katsayı	0.60	RMSE	RMSE22 = 134.3267	RMSE32 = 172.8556
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 1.8660	MAPE32 = 1.1883
Komb. No	Komb. No	5	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Katsayı	0.70	RMSE	RMSE22 = 147.6171	RMSE32 = 136.8736
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 2.0460	MAPE32 = 0.9203

Tablo 4. 12. (b) ANFIS alt kümeleme epoch sayısı 100 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	6	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE22 = 171.7563	RMSE32 = 133.5889
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 2.3560	MAPE32 = 0.9677
Komb. No	Komb. No	6	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	Brüt Üretim	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
Katsayı	0.85	RMSE	RMSE22 = 189.2024	RMSE32 = 172.6837
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 2.5715	MAPE32 = 1.2241

4.3.3.1. Kombinasyon 1 İçin En İyi Model

Kombinasyon 1 için ANFIS yöntemlerinin sonuçları değerlendirildiği zaman Izgara yöntemi ile üçgensel üyelik fonksiyonları kullanılarak yapılan çalışma sonuçları elektrik tüketim verileri ile uyum sağlamaktadır. Elektrik verileri doğrusal olmayan bir dağılımda olduğu ve veriler eğrisel bir yapı içerisinde arttığı için Gaussian üyelik fonksiyonu daha iyi sonuç vermiştir. En son olarak bulgular analiz edilerek Kombinasyon 1 için en iyi çözüm değerine ulaşılmıştır.

Tablo 4. 13. ANFIS ızgara yöntemi üçgensel (trimf) üyelik fonksiyonu

Çıkış MF Türü	Linear	R	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	R22 = 0.7797 RMSE22 = 638.7265 MAPE22 = 3.5005	R32 = 0.4091 RMSE32 = 8.461.3 MAPE32 = 62.8554
Epoch Sayısı	10	MAPE		

Tablo 4.10'da gösterildiği gibi Izgara Bölümlenme yöntemi üçgensel üyelik fonksiyonu kullanıldığı zaman en iyi sonuç değerini üyelik fonksiyon sayısını 2, epoch sayısının 10 ve çıkış üyelik fonksiyonunu linear olarak verdiğimiz zaman test aşamasındaki MAPE (yüzdeseel ortalama mutlak hata) değerini % 3.5 olarak bulunmuştur.

Tablo 4. 14. ANFIS ızgara yöntemi gaussian(gaussmf) üyelik fonksiyonu

Çıkış MF Türü	Linear		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
		RMSE	RMSE22 = 199.8579	RMSE32 = 208.3103
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 2.6952	MAPE32 = 1.4905

Izgara bölümlenmede Gaussian üyelik fonksiyonuna sahip olması halinde Tablo 4.11’de gösterildiği gibi en uygun model yapısı üyelik fonksiyonu sayısı 2, epoch sayısı 10 ve çıkış üyelik fonksiyonu türü linear olan modelde oluşmaktadır. Model, MAPE (yüzdesele ortalama mutlak hata) değerini test aşamasında % 2.69 olarak bulmuştur.

Tablo 4. 15. ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 verildiğinde oluşan model

Giriş Verileri	B		Test aşaması	Değerlendirme Aşaması
Katsayı	0.60	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
		RMSE	RMSE22 = 134.5515	RMSE32 = 172.0265
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 1.8691	MAPE32 = 1.1827

Alt kümeleme yönteminde epoch sayısını 10 aldığımız zaman (Bkz Tablo 4.12) oluşan en uygun model yapısı katsayı değerini 0,6 olduğunda ortaya çıkmaktadır. Ortalama mutlak hata değeri % 1.87 bulunmuştur.

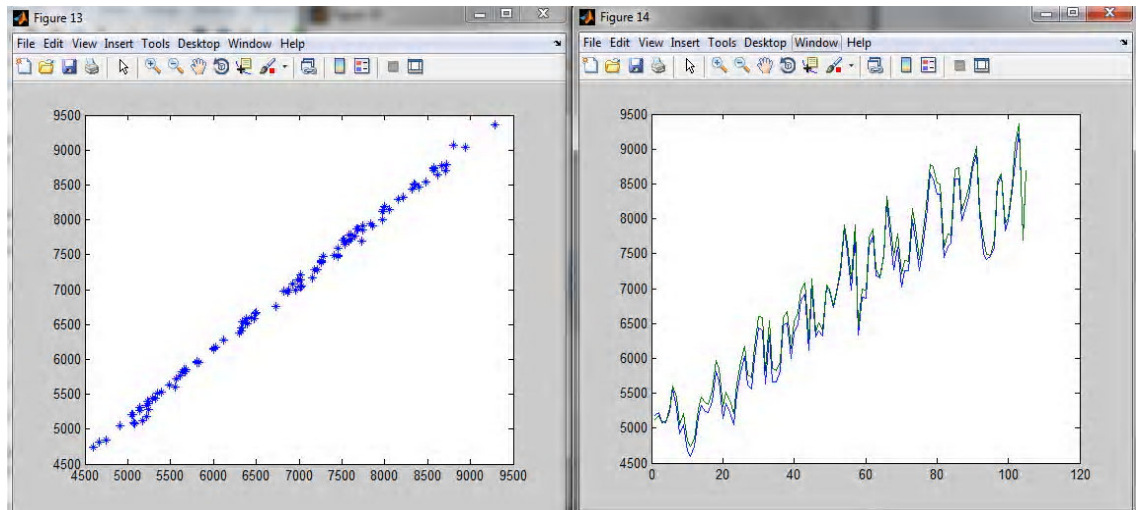
Tablo 4. 16. ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 verildiğinde oluşan model

Giriş Verileri	B		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Katsayı	0.60	R	R22 = 0.9975	R32 = 0.9962
		RMSE	RMSE22 = 134.3267	RMSE32 = 172.8556
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 1.8660	MAPE32 = 1.1883

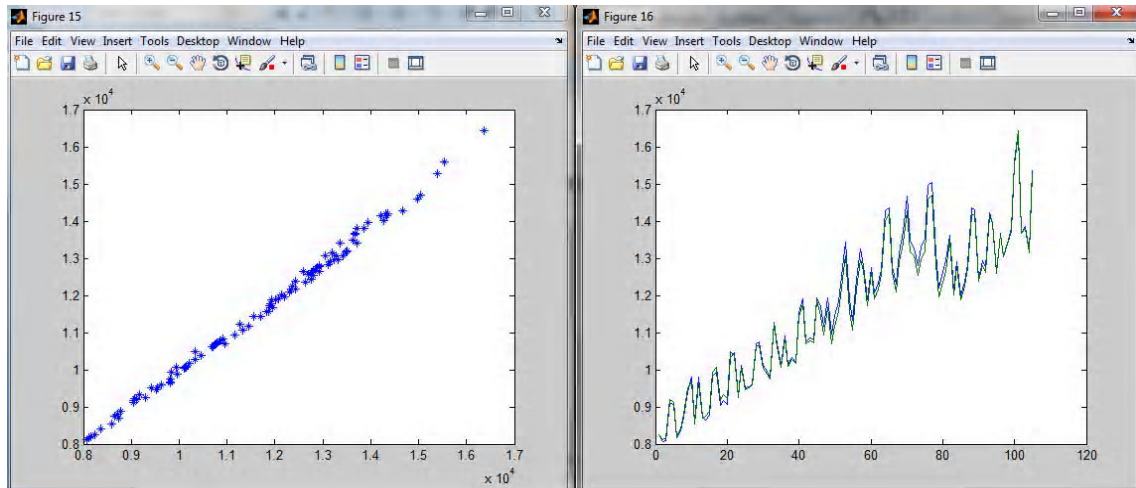
Alt kümeleme yönteminde epoch sayısının 100 olarak alınması Tablo 4.13’de gösterildiği gibi epoch sayısının 10 alınmasından farkı yoktur.

Tablo 4. 17. ANFIS yönteminde en iyi model

Giriş Verileri	B	R	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Katsayı	0.60	RMSE	R22 = 0.9975 RMSE22 = 134.3267	R32 = 0.9962 RMSE32 = 172.8556
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 1.8660	MAPE32 = 1.1883



Şekil 4. 11. Test Aşaması Hatalarının Dağılımı Ve Saçılma Grafiği



Şekil 4. 12. Değerlendirme Aşaması Hatalarının Dağılımı Ve Saçılma Grafiği

ANFIS’de kullanılan yöntemler için en iyi çözüm değerinin hata sonuçları Tablo 4.14’de gösterilmiştir. En iyi sonuç değeri ANFIS Alt Kümeleme yöntemine göre test aşaması ve değerlendirme aşaması için bulunmuştur. Kombinasyon 1 için 0.6 katsayısı ve epoch sayısı 100 olması halinde Test aşaması için $R22 = 0.9975$, $RMSE22 = 134.3267$ ve $MAPE22 = 1.8660$ olarak bulunmuştur. Yüzde 1.86 ortalama mutlak hata ile tahmin

edilmiştir. Şekil 4.11’de gösterildiği gibi test aşamasında dağılma ve saçılma grafikleri arasında mükemmel bir uyum vardır.

4.3.4. ANFIS İçin Kombinasyon 2 Modeli

Model iki girdi ve bir çıktıdan oluşmaktadır. Girdi değişkeni olarak brüt üretim ve ithalat değişkeni ve çıkış olarak net tüketim verileri girilmiştir. Analiz yapılırken ilk önce ızgara bölümlene yöntemi ile Tablo 4.15’de gösterildiği gibi giriş üyelik fonksiyon tipi üçgensel olarak ele alınmıştır. Çıkış üyelik fonksiyonunun sabit ve doğrusal olması ve epoch sayısının 10 ve 100 olmasına göre modeller oluşturularak en küçük hata değerli model belirlenmiştir.

Tablo 4. 18. (a) Kombinasyon 2 için ızgara bölümlene (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I	Üçgensel MF	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.0106	R = 0.4216
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2083.8	RMSE = 8.574.1
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 22.6848	MAPE = 68.5427
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.0116	R = 0.4217
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2082	RMSE = 8574
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 22.6665	MAPE = 68.5395
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.4901	R = 0.0001095
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 3635.2	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 38.7095	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.4885	R = 0.00010953
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 3640.9	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 38.8132	MAPE = 72.0289

Tablo 4. 19. (b) Kombinasyon 2 için ızgara bölümlenme (grid partition) üçgenel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.7850	R = 0.4136
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 981.2066	RMSE = 8463.6
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 8.3185	MAPE = 63.2742
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.8243	R = 0.4107
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 1.928.5	RMSE = 8508.4
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 18.8920	MAPE = 65.7526
Giriş Verileri	1		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.0008179	R = 1.0953e-031
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 46180	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 280.2849	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.000013466	R = 1.0953e-031
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 263120	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1456.4003	MAPE = 72.0289

ANFIS Yöntemlerinden Izgara bölümlenme yöntemi aynı zamanda Tablo 4.16'da gösterildiği gibi giriş üyelik fonksiyon türü Gaussian olarak ele alınmıştır. Çıkış üyelik fonksiyonu aynı şekilde sabit ve doğrusal olması ve epoch sayısının 10 ve 100 olmasına göre modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hata değerleri belirlenmiştir.

Tablo 4. 20. (a) Kombinasyon 2 için ızgara bölümlenme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I	Gauss MF	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.1040	R = 0.1360
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2290.8	RMSE = 6989.6
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 26.3947	MAPE = 56.2295
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.0812	R = 0.1324
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2292.2	RMSE = 6987.3
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 26.3942	MAPE = 56.2102
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.7453	R = 0.1831
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 784.8207	RMSE = 6583.9
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 9.1514	MAPE = 50.1487
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.7500	R = 0.1803
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 784.6359	RMSE = 6587.5
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 9.0968	MAPE = 50.3210
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.8208	R = 0.7232
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 761.4549	RMSE = 1356.4
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 7.6316	MAPE = 11.1345
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.8079	R = 0.7475
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 731.7578	RMSE = 1324.4
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 7.2615	MAPE = 10.8417

Tablo 4. 21. (b) Kombinasyon 2 için ızgara bölümlenme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.3425	R = 0.1017
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 163780	RMSE = 40046
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 1098.5	MAPE = 149.1804
Giriş Verileri	B,I		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R= 0.3064	R = 0.0694
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 204940	RMSE = 45701
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1341.6	MAPE = 163.7035

Kombinasyon 2 verileri ile Alt Kümeleme yöntemi kullanılarak en az hata ile tahmin oluşturulması için model oluşturulmuştur. Alt kümeleme yöntemi Tablo 4.17’de görüldüğü gibi katsayı oranı değiştirilerek çıkış üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Bu yöntemde verdiğimiz katsayı değeri üyelik fonksiyonu tipini ve sayısını belirler. Verilerin girdi ve çıktı değişkenlerine göre katsayı değişkenin yapısı değişmektedir. Epoch sayısı olarak 10 ve 100 değerlerinin daha uygun sonuçlar verdiği görülmüştür.

Tablo 4. 22. (a) Kombinasyon 2 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	B,I	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R= 0.9209	R = 0.9794
Katsayı	0.30	RMSE	RMSE = 610.4603	RMSE = 412.7717
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 5.9792	MAPE = 3.0952
Komb. No	Komb. No	2	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R= 0.9987	R = 0.9955
Katsayı	0.40	RMSE	RMSE = 230.9704	RMSE = 138.7800
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 2.9297	MAPE = 0.9650

Tablo 4. 23. (b) Kombinasyon 2 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	3	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9884	R = 0.9962
Katsayı	0.50	RMSE	RMSE = 191.4310	RMSE = 236.2662
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 2.4018	MAPE = 1.6899
Komb. No	Komb. No	4	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9464	R = 0.9935
Katsayı	0.60	RMSE	RMSE = 279.5713	RMSE = 556.5336
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE ₂₂ = 2.4557	MAPE = 4.1424
Komb. No	Komb. No	5	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9967	R = 0.9921
Katsayı	0.70	RMSE	RMSE = 122.6597	RMSE = 781.5317
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 1.4122	MAPE = 5.8440
Komb. No	Komb. No	6	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9947	R = 0.9892
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 93.0382	RMSE = 1167
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 1.0983	MAPE = 8.8671

Alt kümeleme yönteminde (Bkz Tablo 4.18) epoch sayısını 100 aldığımız zaman aynı katsayı değerinde nasıl sonuç verdiğine bakılmıştır. Epoch (devir) sayısını 10 ve 100 alınmasının en büyük sebebi bu değerlerin önceden denenerek en uygun epoch sayısının belirlenmiş olmasıdır. En büyük değişimin bu değerler arasında olduğu düşünülmektedir. Daha büyük alınması durumunda çok fazla değişiklik olmamaktadır.

Tablo 4. 24. Kombinasyon 2 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 olan modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	1	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.8701	R32 = 0.9926
Katsayı	0.30	RMSE	RMSE = 480.3489	RMSE32 = 219.1783
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 4.7518	MAPE32 = 1.6305
Komb. No	Komb. No	2	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9988	R32 = 0.9952
Katsayı	0.40	RMSE	RMSE = 269.7474	RMSE32 = 153.3554
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 3.3551	MAPE32 = 1.1264
Komb. No	Komb. No	3	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9899	R32 = 0.9962
Katsayı	0.50	RMSE	RMSE = 212.3271	RMSE32 = 297.7299
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 2.6974	MAPE32 = 2.2487
Komb. No	Komb. No	4	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9665	R32 = 0.9933
Katsayı	0.60	RMSE	RMSE = 222.8364	RMSE32 = 582.2238
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 2.1040	MAPE32 = 4.3357
Komb. No	Komb. No	5	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9963	R32 = 0.9916
Katsayı	0.70	RMSE	RMSE = 125.0580	RMSE32 = 812.1719
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.4229	MAPE32 = 6.0822
Komb. No	Komb. No	1	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I	R	R = 0.9933	R32 = 0.9879
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 106.4303	RMSE32 = 1220.7
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.2425	MAPE32 = 9.2766

4.3.4.1. Kombinasyon 2 İçin En İyi Model

Kombinasyon 2 için ANFIS yöntemlerinin sonuçları değerlendirildiği zaman Izgara yöntemi ile üçgensel üyelik fonksiyonları kullanılarak yapılan çalışma sonuçları kombinasyon 1 de oldu gibi elektrik tüketim verileri ile uyum sağlamamaktadır. Son olarak bulgular analiz edildiğinde ithalat girdisinin işleme dahil edilmesi, üçgensel üyelik fonksiyonu kullanan Kombinasyon 1'e göre daha iyi sonuç vermiştir. Fakat bulunan sonuç değeri yinede alt kümeleme yönteminden daha iyi değildir.

Tablo 4. 25. Kombinasyon 2 için ANFIS üçgensel (trimf) modelinin en iyi sonuç değeri

ANFIS Üçgensel (Trimf)			Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.7850	R = 0.4136
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 981.2066	RMSE = 8463.6
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 8.3185	MAPE = 63.2742

Kombinasyon 2 için Tablo 4.19'da gösterildiği gibi Izgara Bölümleme yöntemi üçgensel üyelik fonksiyonu kullanıldığı zaman en iyi değerini vermektedir. Üyelik fonksiyon sayısını 2, epoch sayısı 10 ve çıkış üyelik fonksiyonunu doğrusal (linear) olarak verildiğinde test aşamasındaki MAPE (yüzdesele ortalama mutlak hata) değeri % 8.32 olarak bulunmuştur.

Tablo 4. 26. Kombinasyon 2 için ANFIS gaussian mf modelinin en iyi sonuç değeri

ANFIS Gaussian MF			Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.8208	R = 0.7232
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 761.4549	RMSE = 1356.4
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 7.6316	MAPE = 11.1345

Kombinasyon 2 için Izgara bölümleme üyelik fonksiyon tipi olarak Gaussian üyelik fonksiyonuna sahip olması halinde (Bkz Tablo 4.20) en uygun model yapısı üyelik fonksiyonu sayısı 2, epoch sayısı 10 ve çıkış üyelik fonksiyonu türü linear olan model oluşmaktadır. Model, MAPE (yüzdesele ortalama mutlak hata) değerini test aşamasında % 7.63 olarak bulmuştur.

Tablo 4. 27. Kombinasyon 2 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelin en iyi sonuç değeri

Giriş Verileri			Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
	B,I	R	R =	R=
Katsayı	0.40	RMSE	0.9987 RMSE = 230.9704	0.9955 RMSE = 138.7800
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 2.9297	MAPE = 0.9650

Kombinasyon 2 için alt kümeleme yönteminde epoch sayısını 10 aldığımız zaman oluşan en uygun model yapısı katsayı değerini 0,4 olduğunda ortaya çıkmaktadır. Ortalama mutlak hata değeri % 2.93 bulunmuştur.

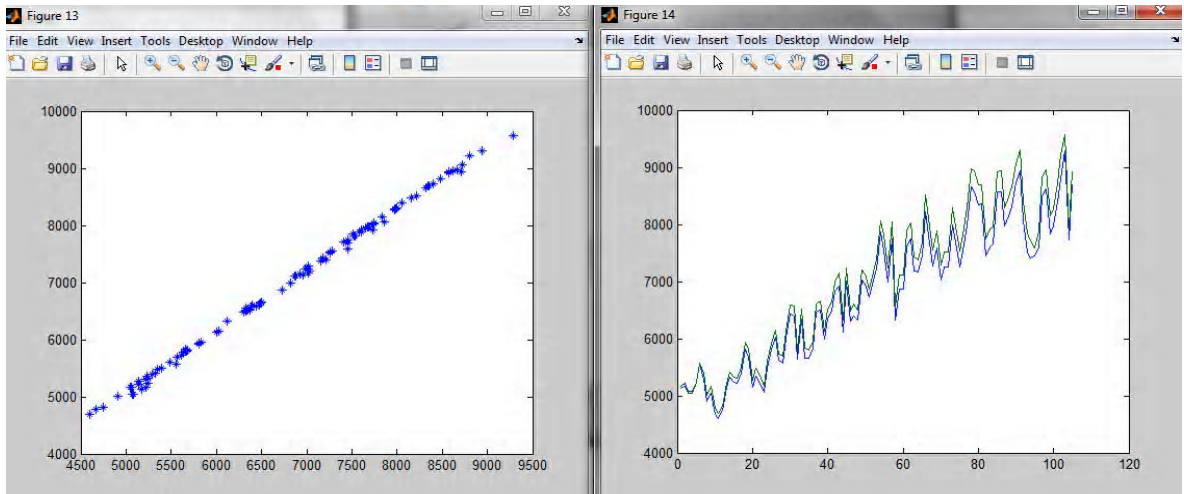
Tablo 4. 28. Kombinasyon 2 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 100 Olan Modelin En İyi Sonuç Değeri

Giriş Verileri	B,I	R	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Katsayı	0.40	RMSE	R = 0.9988 RMSE = 269.7474	R = 0.9952 RMSE = 153.3554
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 3.3551	MAPE = 1.1264

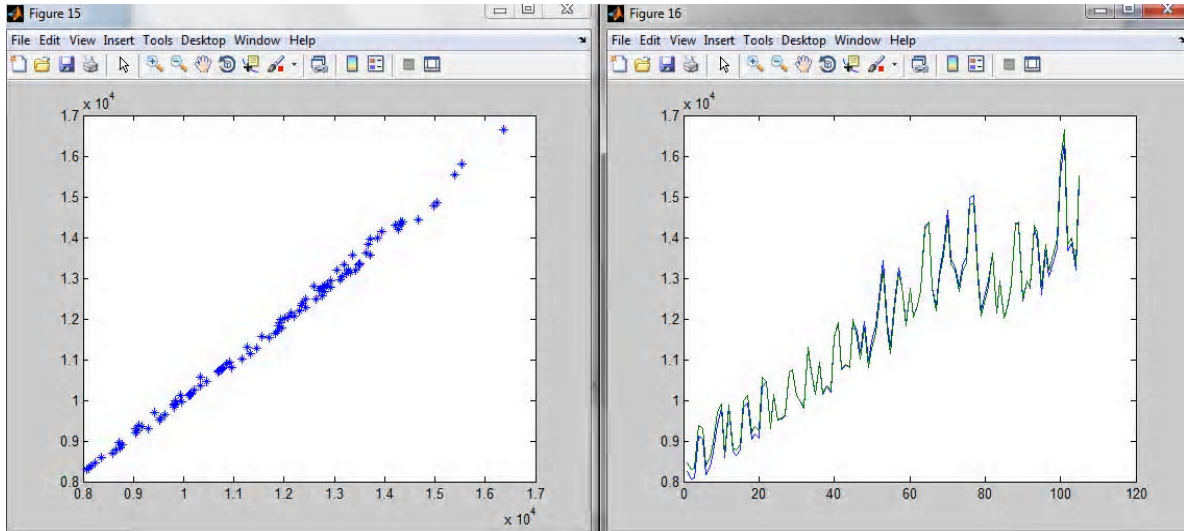
Alt Kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 aldığımız zaman ise en uygun model, katsayı değeri 0.4 olduğunda bulunur. Ortalama mutlak hata değeri % 3.36 bulunmuştur.

Tablo 4. 29. ANFIS Kombinasyon 2 İçin En İyi Sonuç Değeri

Giriş Verileri			Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
	B,I	R	R =	R =
Katsayı	0.40	RMSE	0.9987 RMSE = 230.9704	0.9955 RMSE = 138.7800
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 2.9297	MAPE = 0.9650



Şekil 4. 13. Test aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği



Şekil 4. 14. Değerlendirme aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği

Kombinasyon 2 için En iyi sonuç değeri Tablo 4.23'de gösterildiği gibi 0.4 katsayı değerinde epoch sayısı 10 olan modelde bulunmuştur. $R22 = 0.9987$, $RMSE22 = 230.9704$ ve $MAPE22 = 2.9297$ bulunmuştur. Ortalama mutlak hata değeri % 2.92 bulunmuştur. Şekil 4.13'de test aşamasındaki saçılma ve dağılma grafiği gösterilmiştir.

4.3.5. ANFIS İçin Kombinasyon 3 Modeli

Model üç girdi ve bir çıktıdan oluşmaktadır. Girdi değişkeni olarak brüt üretim, ithalat ve ihracat değişkenleri ve çıkış olarak net tüketim değişkenleri girilmiştir. Analiz yapılırken ilk önce ızgara bölümlene yöntemi ile Tablo 4.24'de gösterildiği gibi giriş üyelik fonksiyon tipini üçgensel olarak ele alınmıştır. Çıkış üyelik fonksiyonunun sabit

ve doğrusal olması ve epoch sayısının 10 ve 100 olmasına göre modeller oluşturularak en küçük hata değerli model belirlenmiştir.

Tablo 4. 30. (a) Kombinasyon 3 için ızgara bölümlenme (grid partition) üçgenel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I,H	Trimf	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.0011	R = 0.4210
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2181.5	RMSE = 8581.1
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 24.1484	MAPE = 68.7396
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R= 0.00064913	R= 0.4210
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2178.5	RMSE = 8580.9
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 24.1103	MAPE = 68.7343
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.6690	R = $1.0953 \cdot 10^{(-031)}$
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 3.547.1	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 38.2715	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.6660	R = $1.0953 \cdot 10^{(-031)}$
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 3548.7	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 38.2938	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.3041	R = 0.1584
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 432820	RMSE = 533880
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 5162.4	MAPE = 1674.9
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.3070	R = 0.0972
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 199460	RMSE = 252970
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 2322.2	MAPE = 750.5257

Tablo 4. 31. (b) Kombinasyon 3 için ızgara bölümlenme (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.2022	R= 1.0953*10 ⁽⁻⁰³¹⁾
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 390810	RMSE = 873220
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 3892.1	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.2146	R = 1.0953*10 ⁽⁻⁰³¹⁾
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 155930	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1580.9	MAPE = 72.0289

ANFIS Yöntemlerinden ızgara bölümlenme yöntemi ile Tablo 4.25’de gösterildiği gibi giriş üyelik fonksiyon türü Gaussian olarak ele alınmıştır. Çıkış üyelik fonksiyonu aynı şekilde sabit ve doğrusal olması ve epoch sayısının 10 ve 100 olmasına göre modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hata değerleri belirlenmiştir.

Tablo 4. 32. (a) Kombinasyon 3 İçin ızgara Bölümlenme (Grid Partition) Gaussian MF Modelinin Değerlendirme Ve Test Aşamalarındaki Hataları

Giriş Verileri	B,I,H	Gaussmf	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R22 = 0.6180	R32 = 0.1299
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE22 = 2662	RMSE32 = 7088.4
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 30.2281	MAPE32 = 57.3750
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R22 = 0.6065	R32 = 0.1193
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE22 = 2638.6	RMSE32 = 7080.4
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 29.9590	MAPE32 = 57.2790
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R22 = 0.6414	R32 = 0.2889
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE22 = 7032.3	RMSE32 = 7748.3
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 68.1461	MAPE32 = 64.9181

Tablo 4. 33. (b) Kombinasyon 3 için ızgara bölümlenme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R= 0.6306	R = 0.2934
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 4781.7	RMSE = 7217.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 47.9510	MAPE = 60.1991
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.7923	R= 0.9426
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 3531.3	RMSE = 6463.1
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 33.8982	MAPE = 44.5686
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R= 0.8037	R = 0.9400
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 3615.7	RMSE = 6555.4
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 34.9420	MAPE = 45.0853
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R= 0.7237	R = 0.2461
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 969530	RMSE = 785600
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 8417.3	MAPE = 3277.6
Giriş Verileri	B,I,H		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.5302	R = 0.2525
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 9.17870	RMSE = 1087800
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 7438.6	MAPE = 4569.8

Kombinasyon 3 verileri kullanılarak Alt Kümeleme yöntemi ile en az hata ile tahmin oluşturulacak bölüm için tarama yapılmıştır. Alt kümeleme yöntemi Tablo 4.26'da görüldüğü gibi katsayı oranı değiştirilerek çıkış üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Gaussian ve üçgensel olması ve sayısını, verdiğimiz katsayı değeri belirlemektedir. Verilerin girdi ve çıktı değişkenlerine göre katsayı değişkenin yapısı değişmektedir. Epoch sayısı olarak 10 ve 100 değerlerinin daha uygun sonuçlar verdiği görülmüştür.

Tablo 4. 34. Kombinasyon 3 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	1	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R = 0.9971	R = 0.6149
Katsayı	0.30	RMSE	RMSE = 349.7144	RMSE = 1298.8
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 4.1259	MAPE = 1.9876
Komb. No	Komb. No	2	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R = 0.9972	R= 0.9931
Katsayı	0.40	RMSE	RMSE = 332.2263	RMSE = 233.3049
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 3.8766	MAPE = 1.6839
Komb. No	Komb. No	3	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R = 0.9976	R= 0.9933
Katsayı	0.50	RMSE	RMSE = 460.2136	RMSE = 323.4912
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 5.4169	MAPE = 2.5368
Komb. No	Komb. No	4	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R= 0.9967	R = 0.9920
Katsayı	0.60	RMSE	RMSE = 724.1690	RMSE = 919.7920
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 8.3614	MAPE = 7.5673
Komb. No	Komb. No	5	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R = 0.9977	R = 0.9924
Katsayı	0.70	RMSE	RMSE = 893.2122	RMSE = 1613.9
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 10.3448	MAPE = 12.9418
Komb. No	Komb. No	6	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R= 0.9986	R= 0.9949
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 96.9840	RMSE = 533.3373
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 1.2939	MAPE = 3.9208

Alt kümeleme yöntemi kullanılarak Tablo 4.27’de epoch sayısını 100 aldığımız zaman aynı katsayı değeriyle nasıl sonuç verdiğine bakılmıştır.

Tablo 4. 35. Kombinasyon 3 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	1	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R = 0.9971	R= 0.6147
Katsayı	0.30	RMSE	RMSE = 365.4483	RMSE = 1299.3
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 4.2931	MAPE = 2.0120
Komb. No	Komb. No	2	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R= 0.9972	R= 0.9930
Katsayı	0.40	RMSE	RMSE = 359.9014	RMSE = 204.6725
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 4.1964	MAPE = 1.4308
Komb. No	Komb. No	3	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R = 0.9973	R = 0.9930
Katsayı	0.50	RMSE	RMSE = 486.1569	RMSE = 353.1647
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 5.6953	MAPE = 2.8103
Komb. No	Komb. No	4	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R = 0.9965	R = 0.9917
Katsayı	0.60	RMSE	RMSE = 753.5732	RMSE = 977.7964
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 8.6860	MAPE = 8.0341
Komb. No	Komb. No	5	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R = 0.9975	R = 0.9922
Katsayı	0.70	RMSE	RMSE = 928.4707	RMSE = 1696.3
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 10.7379	MAPE = 13.5889
Komb. No	Komb. No	6	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H	R	R= 0.9986	R = 0.9948
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 106.4440	RMSE = 527.8673
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.3967	MAPE = 3.8682

4.3.5.1. Kombinasyon 3 İçin En İyi Model

Kombinasyon 3 için ANFIS yöntemlerinin sonuçları değerlendirildiği zaman Izgara yöntemi ile üçgenel üyelik fonksiyonları kullanılarak yapılan çalışma sonuçları kombinasyon 1 ve kombinasyon 2 de oldu gibi elektrik tüketim verileri ile uyum sağlamamaktadır. Kombinasyon 3 analizinde Izgara yöntemi sonuçları çok düzgün çıkmamıştır. Girdi sayısı arttıkça hata oranı yükselmiştir. Fakat Alt kümeleme yönteminde kümeleme işlemi yapıldığı için çok iyi bir sonuç değeri elde edilmiştir. En son olarak bulgular analiz edildiğinde Tablo 4.32’de gösterildiği gibi diğer kombinasyonlardan daha iyi bir sonuç değerine ulaşılmıştır.

Tablo 4. 36. Kombinasyon 3 için ANFIS üçgenel (trimf) modelinin en iyi sonuç değeri

Çıkış MF Türü	Constant		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	R	R = 0.6690	R = 1.0953e-031
		RMSE	RMSE = 3547.1	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 38.2715	MAPE = 72.0289

Tablo 4. 37. Kombinasyon 3 için ANFIS Gaussian MF Modelinin En İyi Sonuç Değeri

Çıkış MF Türü	Linear		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	R	R22 = 0.8037	R32 = 0.9400
		RMSE	RMSE22 = 3615.7	RMSE32 = 6555.4
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 34.9420	MAPE32 = 45.0853

Tablo 4. 38. Kombinasyon 3 için ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 10 Olan Modelin En İyi Sonuç Değeri

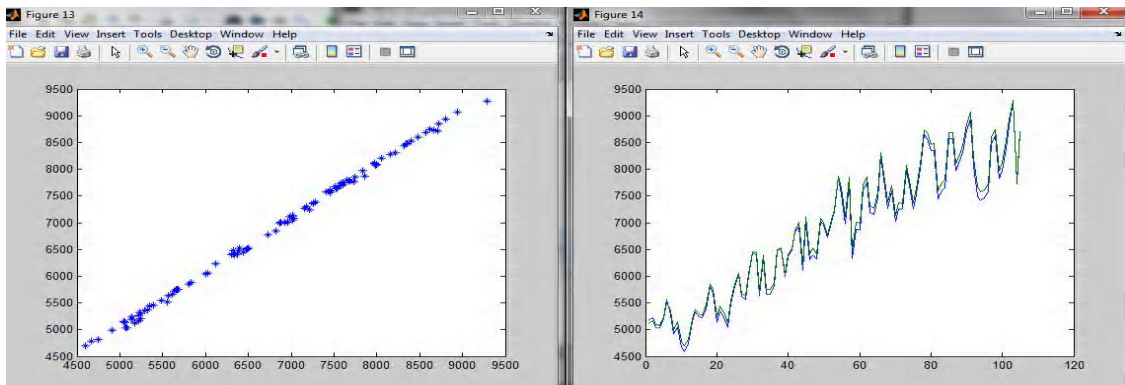
Giriş Verileri			Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
B,I,H		R	R= 0.9986	R = 0.9949
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 96.9840	RMSE = 533.3373
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 1.2939	MAPE = 3.9208

Tablo 4. 39. Kombinasyon 3 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 olan modelin en iyi sonuç değeri

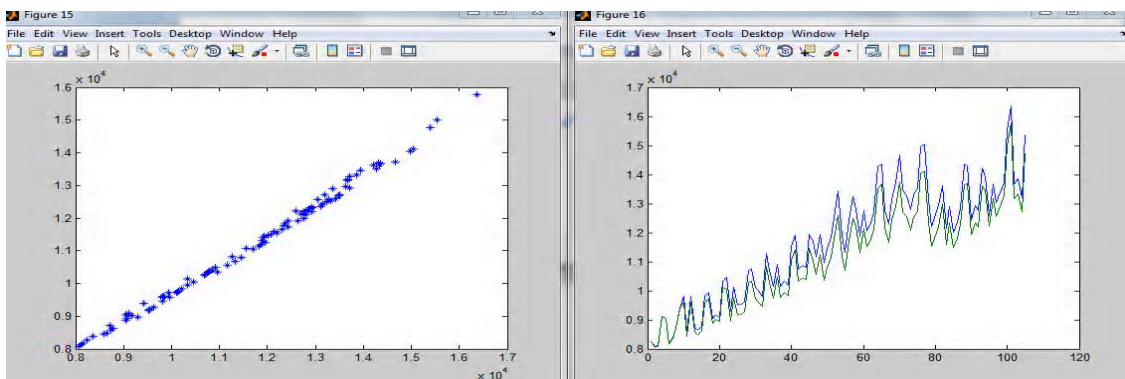
Giriş Verileri		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
B,I,H		R	R =
Katsayı	0.80	RMSE	0.9986 RMSE = 106.4440
Epoch Sayısı	100	MAPE	0.9948 RMSE = 527.8673 MAPE = 3.8682

Tablo 4. 40. Kombinasyon 3 için ANFIS en iyi çözüm

Giriş Verileri	*	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
B,I,H		R	R =
Katsayı	0.80	RMSE	0.9986 RMSE = 96.9840
Epoch Sayısı	10	MAPE	0.9949 RMSE = 533.3373 MAPE = 3.9208



Şekil 4. 15. Test Aşaması Hatalarının Dağılımı Ve Saçılma Grafiği



Şekil 4. 16. Değerlendirme Aşaması Hatalarının Dağılımı Ve Saçılma Grafiği

Kombinasyon 3’de en iyi modeli bulmak için Tablo 4.28, Tablo 4.29, Tablo 4.30 ve Tablo 4.31 değerlerindeki hata oranları kıyaslandığı zaman en az hata değeri Tablo 4.32’de gösterildiği gibi 0.8 katsayı değerinde epoch sayısı 10 olan modelde bulunmuştur. $R_{22} = 0,9986$ $RMSE_{22} = 96,9840$ $MAPE_{22} = 1,2939$ bulunmuştur. Ortalama mutlak hata değeri yüzde 1.29 dur. Şekil 4.15’de test aşamasının saçılma ve dağılım grafikleri verilmiştir. Şekil 4.15’de verilen grafik değerinde mükemmel bir sonuç çıkmasına rağmen Şekil 4.16’da verilen grafikte değerlendirme aşamasının çok iyi olmadığı görülmektedir.

4.3.6. ANFIS İçin Kombinasyon 4 Modeli

Model dört girdi ve bir çıktıdan oluşmaktadır. Girdi değişkeni olarak brüt üretim, ithalat, ihracat ve aktarılan enerji değişkenleri ve çıkış olarak net tüketim değişkeni girilmiştir. Analiz yapılırken ilk önce ızgara bölümlene yöntemi ile Tablo 4.33’de gösterildiği gibi giriş üyelik fonksiyon tipini üçgensel olarak ele alınmıştır. Çıkış üyelik fonksiyonunun sabit ve doğrusal olması ve epoch sayısının 10 ve 100 olmasına göre modeller oluşturularak en küçük hata değerli model belirlenmiştir.

Tablo 4. 41. (a) Kombinasyon 4 için ızgara bölümlene (grid partition) üçgensel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I,H,A	Trimf	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.0123	R = 0.4212
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2105.3	RMSE = 8574.9
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 23.1222	MAPE = 68.5659
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.0107	R = 0.4212
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2107.5	RMSE = 8575.1
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 23.1438	MAPE = 68.5704
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.6505	R = $1.0953 \cdot 10^{(-31)}$
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 3.561.8	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 38.6413	MAPE = 72.0289

Tablo 4. 42. (b) Kombinasyon 4 için ızgara bölümlenme (grid partition) üçgenel mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.6462	R = $1.0953 \cdot 10^{(-31)}$
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 3564	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 38.6798	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.3999	R = 0.2746
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 1232600	RMSE = 1388100
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 15078	MAPE = 5310.7
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.00043591	R = 0.2950
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 630170	RMSE = 468500
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 7730.3	MAPE = 1857.3
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R22 = 0.3370	R = $1.0953e-031$
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE22 = 88461	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 918.9948	MAPE = 72.0289
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R22 = 0.2112	R = $1.0953 \cdot 10^{(-31)}$
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE22 = 196780	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE22 = 1962.1	MAPE = 72.0289

ANFIS Yöntemlerinden Iızgara bölümlenme yöntemi ile Tablo 4.34’de gösterildiği gibi giriş üyelik fonksiyon türü Gaussian olarak ele alınmıştır. Çıkış üyelik fonksiyonu aynı şekilde sabit ve doğrusal olması ve epoch sayısının 10 ve 100 olmasına göre modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hata değerleri belirlenmiştir.

Tablo 4. 43. (a) Kombinasyon 4 için ızgara bölümlenme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I,H,A	GaussMF	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.5893	R = 0.2750
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2614.1	RMSE = 6323.4
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 29.2312	MAPE = 51.2209
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.5464	R = 0.2922
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2566.5	RMSE = 6291.6
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 28.7153	MAPE = 50.9457
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.6613	R = 0.1619
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 17608	RMSE = 12811
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 163.9024	MAPE = 99.6389
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Constant	R	R = 0.6784	R = 0.1604
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 13482	RMSE = 11017
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 127.6569	MAPE = 88.6623
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.5893	R = 0.2750
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2614.1	RMSE = 6323.4
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 29.2312	MAPE = 51.2209
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.5464	R = 0.2922
Üyelik fonksiyonu sayısı	2	RMSE	RMSE = 2566.5	RMSE = 6291.6
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 28.7153	MAPE = 50.9457

Tablo 4. 44. (b) Kombinasyon 4 için ızgara bölümlenme (grid partition) gaussian mf modelinin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.6613	R = 0.1619
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 17608	RMSE = 12811
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 163.9024	MAPE = 99.6389
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Çıkış MF Türü	Linear	R	R = 0.6784	R = 0.1604
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	RMSE	RMSE = 13482	RMSE = 11017
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 127.6569	MAPE = 88.6623

Aynı zamanda Kombinasyon 4 verileri kullanılarak Alt Kümeleme yöntemi ile en az hata ile tahmin oluşturulacak bölüm için tarama yapılmıştır. Alt kümeleme yöntemi Tablo 4.35’de görüldüğü gibi katsayı oranı değiştirilerek çıkış üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Gaussian ve üçgensel olması ve sayısını, verdiğimiz katsayı değeri belirlemektedir. Verilerin girdi ve çıktı değişkenlerine göre katsayı değişkenin yapısı değişmektedir.

Tablo 4. 45. (a) Kombinasyon 4 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 10 Olan Modelin Değerlendirme Ve Test Aşamalarındaki Hataları

Komb. No	Komb. No	1	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R22 = 0.9987	R32 = 0.6043
Katsayı	0.30	RMSE	RMSE22 = 87.6310	RMSE32 = 1397.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 1.1776	MAPE32 = 4.5808
Komb. No	Komb. No	2	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R22 = 0.9983	R32 = 0.9946
Katsayı	0.40	RMSE	RMSE22 = 100.4944	RMSE32 = 511.8274
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE22 = 1.2630	MAPE32 = 3.4813

Tablo 4. 46. (b) Kombinasyon 4 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	3	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9981	R = 0.9935
Katsayı	0.50	RMSE	RMSE = 277.9446	RMSE = 259.3983
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 3.3575	MAPE = 1.9485
Komb. No	Komb. No	4	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9981	R = 0.9935
Katsayı	0.60	RMSE	RMSE = 393.9570	RMSE = 235.2390
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 4.6744	MAPE = 1.7117
Komb. No	Komb. No	5	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9987	R = 0.9956
Katsayı	0.70	RMSE	RMSE = 387.1212	RMSE = 588.6818
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 4.7028	MAPE = 4.7164
Komb. No	Komb. No	6	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9984	R = 0.9934
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 77.8739	RMSE = 511.4257
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 1.0876	MAPE = 4.0242

Alt kümeleme yöntemi kullanılarak Tablo 4.36'da epoch sayısını 100 aldığımız zaman aynı katsayı değerleri kullanıldığında nasıl sonuç verdiğine bakılmıştır.

Tablo 4. 47. (a) Kombinasyon 4 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 100 Olan Modelin Değerlendirme Ve Test Aşamalarındaki Hataları

Komb. No	Komb. No	1	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9987	R = 0.6042
Katsayı	0.30	RMSE	RMSE = 85.7094	RMSE = 1397.9
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.1531	MAPE = 4.5882

Tablo 4. 48. (b) Kombinasyon 4 için ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 100 olan modelin değerlendirme ve test aşamalarındaki hataları

Komb. No	Komb. No	2	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9985	R = 0.9943
Katsayı	0.40	RMSE	RMSE = 117.1422	RMSE = 543.9822
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.4463	MAPE = 3.7267
Komb. No	Komb. No	3	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9981	R = 0.9935
Katsayı	0.50	RMSE	RMSE = 274.5677	RMSE = 256.2403
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 3.3252	MAPE = 1.9197
Komb. No	Komb. No	4	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9981	R = 0.9936
Katsayı	0.60	RMSE	RMSE = 387.6332	RMSE = 231.5079
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 4.6098	MAPE = 1.6760
Komb. No	Komb. No	5	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9984	R = 0.9957
Katsayı	0.70	RMSE	RMSE = 389.1844	RMSE = 652.0894
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 4.7487	MAPE = 5.1935
Komb. No	Komb. No	6	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Giriş Verileri	B,I,H,A	R	R = 0.9985	R = 0.9935
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 81.8181	RMSE = 505.1039
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.1627	MAPE = 3.9509

4.3.6.1. Kombinasyon 4 İçin En İyi Model

Izgara bölümlenme yöntemi ile üçgensel üyelik fonksiyonları kullanılarak yapılan çalışma sonuçları diğer kombinasyonlardan daha kötü sonuç vermiştir. Kombinasyon 4 analizinde Izgara bölümlenme yöntemi kullanılarak oluşturulan modelin hata değerleri yüksek çıkmıştır. Alt kümeleme yöntemiyle oluşturulan modelin hata değerleri ise biraz daha iyi; fakat yine de yeterli değildir. En son olarak bulgular analiz edildiğinde Tablo

4.41’de gösterildiği gibi Alt Kümeleme yöntemi 0.8 katsayısı için en iyi sonucu vermiştir.

Tablo 4. 49. Kombinasyon 4 için ANFIS üçgensel (trimf) modelinin en iyi sonuç değeri

Çıkış MF Türü	Constant		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	R	R = 0.6505	R = 1.0953e-031
		RMSE	RMSE = 3561.8	RMSE = 8732.2
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 38.6413	MAPE = 72.0289

Tablo 4. 50. Kombinasyon 4 İçin ANFIS Gaussian MF Modelinin En İyi Sonuç Değeri

Çıkış MF Türü	Constant		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Üyelik fonksiyonu sayısı	3	R	R = 0.6784	R = 0.1604
		RMSE	RMSE = 13482	RMSE = 11017
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 127.6569	MAPE = 88.6623

Tablo 4. 51. Kombinasyon 4 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 10 Olan Modelin En İyi Sonuç Değeri

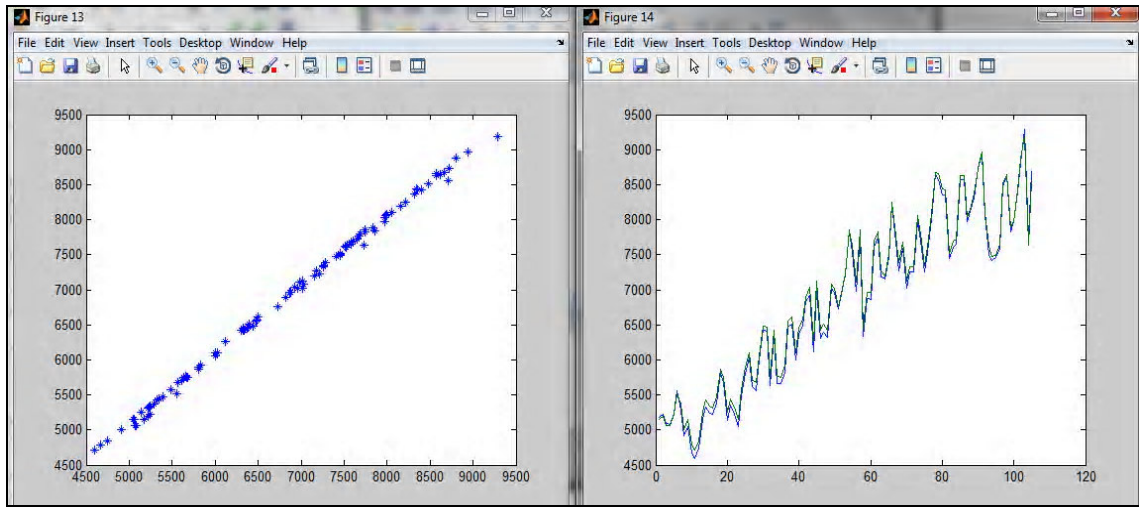
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Katsayı	0.80	R	R= 0.9984	R = 0.9934
		RMSE	RMSE = 77.8739	RMSE = 511.4257
Epoch Sayısı	10	MAPE	MAPE = 1.0876	MAPE= 4.0242

Tablo 4. 52. Kombinasyon 4 İçin ANFIS Alt Kümeleme Yönteminde Epoch Sayısı 100 Olan Modelin En İyi Sonuç Değeri

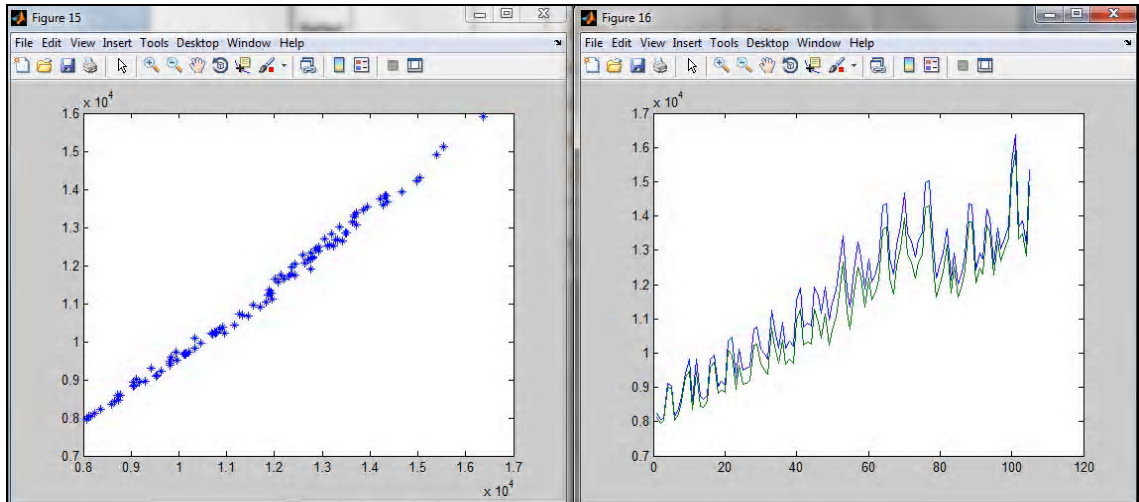
Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Katsayı	0.80	R	R = 0.9985	R = 0.9935
		RMSE	RMSE = 81.8181	RMSE = 505.1039
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.1627	MAPE = 3.9509

Tablo 4. 53. Kombinasyon 4 için ANFIS en iyi çözüm

Giriş Verileri	B,I,H,A		Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
	T	R	R = 0.9985	R = 0.9935
Katsayı	0.80	RMSE	RMSE = 81.8181	RMSE = 505.1039
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.1627	MAPE = 3.9509



Şekil 4. 17. Test Aşaması hatalarının dağılım ve saçılma grafiği



Şekil 4. 18. Değerlendirme aşaması hatalarının dağılım ve saçılma grafiği

Kombinasyon 4 için En iyi sonuç değeri Tablo 4.41'de gösterildiği gibi 0.8 katsayı değerinde epoch sayısı 100 olan modelde bulunmuştur. $R_{22} = 0.9985$, $RMSE_{22} = 81.8181$, $MAPE_{22} = 1.1627$ bulunmuştur. Ortalama mutlak hata değeri % 1.16 dr. Fakat değerlendirme aşaması hata değeri yüksektir. ANFIS yöntemi için bütün

kombinasyonlar arasında en iyi model yapısı kombinasyon 3’de bulunmuştur. Tablo 4.32’de gösterildiği gibi MAPE=1.29, RMSE=96.98 ve R=99.86 olarak bulunmuştur.

Tablo 4. 54. ANFIS yöntemiyle oluşturulan kombinasyonların hata değerlerinin karşılaştırılması

ANFIS	Test Aşaması İçin Hata			Değerlendirme Aşaması İçin Hata		
	RMSE	MAPE	R	RMSE	MAPE	R
Kombinasyon 1	134.3267	1.8660	0.9975	172.8556	1.1883	0.9962
Kombinasyon 2	230.9704	2.9297	0.9987	138.7800	0.9650	0.9955
Kombinasyon 3	96.9840	1.2939	0.9986	533.3373	3.9208	0.9949
Kombinasyon 4	81.8181	1.1627	0.9985	505.1039	3.9509	0.9935
En iyi Kombinasyon	134.3267	1.8660	0.9975	172.8556	1.1883	0.9962

Tablo 4.42’e baktığımız zaman test aşamasında MAPE hata değeri en düşük modelin kombinasyon 3’de elde edildiğini görüyoruz. ANFIS yöntemiyle oluşturulan modeller içinde en iyi kombinasyon modelleri kombinasyon 1 ve 3’tür.

4.4. Fuzzy Genetik Yönteminin Uygulanması

Fuzzy genetik algoritma, genetik algoritma sonucunda seçme, çaprazlama, kopyalama ve mutasyon işlemleri gerçekleştikten sonra sistemin istenilen performansta olup olmadığı bulanık mantık kullanılarak belirlenmektedir. En iyi model oluşturulurken belirli parametreler kullanılmıştır. Bunlar üyelik fonksiyon sayısı, üyelik fonksiyon türü, gerçekleşen iterasyon sayısı, çıkış üyelik fonksiyonlarıdır. Tablolarda bazı kısaltmalar kullanılmıştır. Brüt üretim değişkeni B, ithalat I, aktarılan enerji A ve ihracat H olarak gösterilmiştir. Tabloların üzerinde sırasıyla girdiler, iterasyon sayısı, çıkış üyelik fonksiyon tipi ve üyelik fonksiyonunun sayısı kısaltılarak yazılmıştır. Kombinasyonlar iki girdi bir çıktı ve dört girdi bir çıktı şeklinde oluşturulmuştur.

4.4.1. Fuzzy Genetik İçin Kombinasyon 2 Modeli

İki girdi ve bir çıktıdan oluşan bir veri seti kullanılmıştır. Bu veri setinden ithalat ve aktarılan enerji girdileri ve çıktı olarak net tüketim verisi kullanılmıştır. Popülasyon büyüklüğü olarak 10 alınmıştır Üyelik fonksiyon sayısı, iterasyon sayısı ve çıkış üyelik fonksiyonu tipine göre modeller oluşturulmuştur. ANFIS modelinde Gaussian üyelik

fonksiyonu daha iyi sonuç verdiği için üyelik fonksiyonunun tipi olarak Gaussian seçilmiştir.

Tablo 4. 55. (a) Kombinasyon 2 için fuzzy genetik modelleri

B,I, Hatalar_Fg_5000_Linear_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 21821.485097 RMSE = 147.720970 MAE = 114.233172 MAPE = 1.574640 R = 0.996068	MSE = 219267.185920 RMSE = 468.259742 MAE = 400.394586 MAPE = 3.699203 R = 0.988942
B,I, Hatalar_Fg_5000_Const_4	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.826236 RMSE = 0.908975 MAE = 0.681110 MAPE = 11.981936 R = 0.915810	MSE = 1.643380 RMSE = 1.281944 MAE = 1.040164 MAPE = 18.578379 R = 0.885335
B,I, Hatalar_Fg_5000_Const_3	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.786345 RMSE = 0.886761 MAE = 0.650894 MAPE = 11.541956 R = 0.921988	MSE = 1.559994 RMSE = 1.248997 MAE = 0.988455 MAPE = 17.032006 R = 0.931701
B,I, Hatalar_Fg_5000_Const_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.880430 RMSE = 0.938313 MAE = 0.688977 MAPE = 12.045293 R = 0.915097	MSE = 1.549079 RMSE = 1.244620 MAE = 1.019232 MAPE = 18.455868 R = 0.926883
B,I, Hatalar_Fg_50000_Const_3	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.844218 RMSE = 0.918813 MAE = 0.670175 MAPE = 12.318626 R = 0.915584	MSE = 1.699757 RMSE = 1.303747 MAE = 1.056608 MAPE = 19.580244 R = 0.913851
B,I, Hatalar_Fg_50000_Const_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.824731 RMSE = 0.908147 MAE = 0.647571 MAPE = 11.402020 R = 0.919430	MSE = 1.565321 RMSE = 1.251128 MAE = 0.983563 MAPE = 16.750169 R = 0.909824

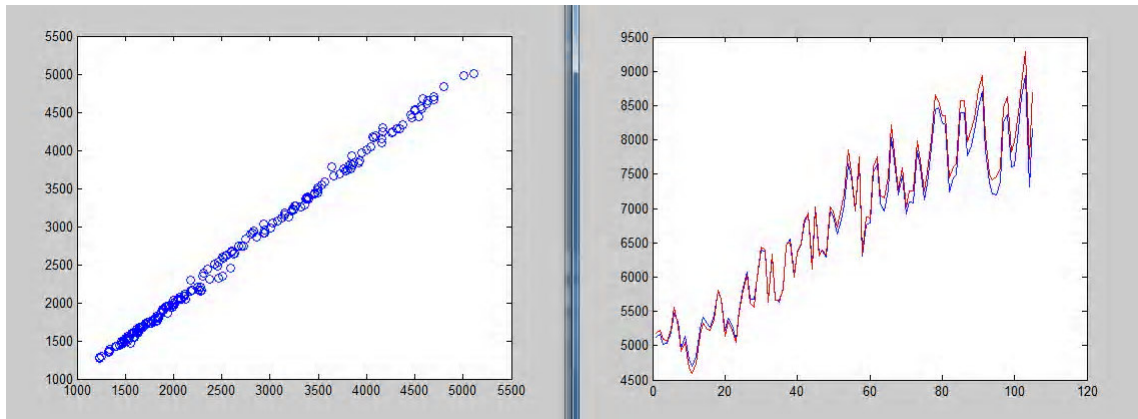
Tablo 4. 56. (b) Kombinasyon 2 için fuzzy genetik modelleri

B,I, Hatalar_Fg_200000_Const_4	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.798383 RMSE = 0.893523 MAE = 0.668221 MAPE = 12.048592 R = 0.917847	MSE = 1.650563 RMSE = 1.284742 MAE = 1.036993 MAPE = 19.007823 R = 0.901941
B,I, Hatalar_Fg_200000_Const_3	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.778646 RMSE = 0.882409 MAE = 0.648617 MAPE = 11.744013 R = 0.922010	MSE = 1.665564 RMSE = 1.290567 MAE = 1.036678 MAPE = 18.448029 R = 0.925701
B,I, Hatalar_Fg_10000_Const_3	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.813901 RMSE = 0.902165 MAE = 0.646031 MAPE = 11.350049 R = 0.920867	MSE = 1.559903 RMSE = 1.248961 MAE = 0.988945 MAPE = 16.958882 R = 0.913814
B,I, Hatalar_Fg_10000_Const_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.816635 RMSE = 0.903678 MAE = 0.656682 MAPE = 11.481952 R = 0.922005	MSE = 1.539347 RMSE = 1.240704 MAE = 0.986297 MAPE = 17.091952 R = 0.916776
B,I, Hatalar_Fg_100000_Const_4	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.866359 RMSE = 0.930784 MAE = 0.688601 MAPE = 12.328587 R = 0.906831	MSE = 1.639490 RMSE = 1.280426 MAE = 1.024687 MAPE = 18.863532 R = 0.897294
B,I, Hatalar_Fg_100000_Const_3	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.777035 RMSE = 0.881496 MAE = 0.636339 MAPE = 11.335297 R = 0.918141	MSE = 1.582270 RMSE = 1.257883 MAE = 0.975154 MAPE = 16.623493 R = 0.885459
B,I, Hatalar_Fg_100000_Const_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.944706 RMSE = 0.971960 MAE = 0.703704 MAPE = 12.350660 R = 0.904448	MSE = 1.464326 RMSE = 1.210093 MAE = 0.995744 MAPE = 18.744430 R = 0.914758

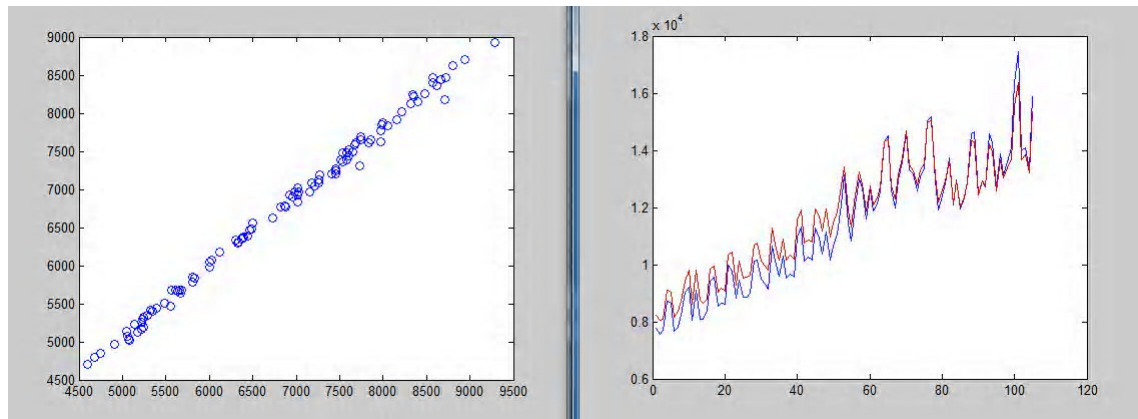
Tablo 4. 57. Kombinasyon 2 için en iyi model

B,I, Hatalar_Fg_5000_Linear_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 21821.485097	MSE = 219267.185920
RMSE = 147.720970	RMSE = 468.259742
MAE = 114.233172	MAE = 400.394586
MAPE = 1.574640	MAPE = 3.699203
R = 0.996068	R = 0.988942

Kombinasyon 2 için en iyi model Tablo 4.44'de test aşamasında MAPE (ortalama mutlak hata) değeri % 1.57 olarak bulunmuştur.



Şekil 4. 19. Test aşaması hatalarının dağılım ve saçılma grafiği



Şekil 4. 20. Değerlendirme aşaması hatalarının dağılım ve saçılma grafiği

Şekil 4.19'da gösterildiği gibi test aşamasında dağılım ve saçılma grafiği iyi sonuç vermiştir; fakat yine de ANFIS yöntemindeki performansı yakalayamamıştır. ANFIS kombinasyon 1 ve 3 daha iyi sonuç vermiştir.

4.4.2. Fuzzy Genetik İçin Kombinasyon 4 Modeli

Girdi olarak Brüt üretim, ithalat, ihracat ve aktarılan enerji verilerini çıktı olarak net tüketim verilerini kullanılmıştır. Popülasyon büyüklüğü olarak 20 alınmıştır Üyelik fonksiyon sayısı, iterasyon sayısı ve çıkış üyelik fonksiyonu tipine göre modeller oluşturulmuştur. ANFİS modelinde Gaussian üyelik fonksiyonu daha iyi sonuç verdiği için üyelik fonksiyonunun tipi olarak Gaussian seçilmiştir.

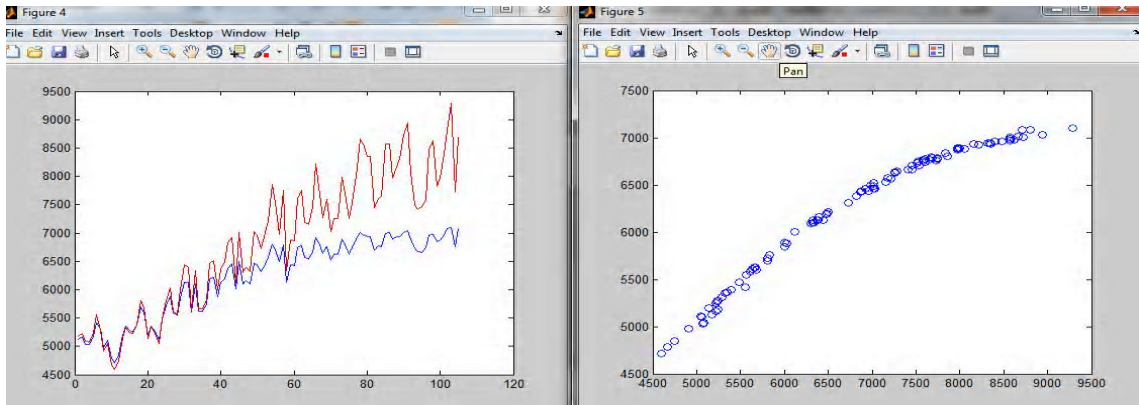
Tablo 4. 58. (a) Kombinasyon 4 için fuzzy genetik modelleri

B,I,H,A,Hatalar_Fg_50000_Const_3	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 1.661690	MSE = 1.483172
RMSE = 1.289066	RMSE = 1.217856
MAE = 0.872542	MAE = 1.039428
MAPE = 15.110355	MAPE = 19.350941
R = 0.852910	R = 0.943858
B,I,H,A,Hatalar_Fg_50000_Const_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 1.042271	MSE = 1.675081
RMSE = 1.020917	RMSE = 1.294249
MAE = 0.768440	MAE = 1.102188
MAPE = 13.459012	MAPE = 19.908678
R = 0.921624	R = 0.936113
B,I,H,A,Hatalar_Fg_10000_Const_3	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.992684	MSE = 1.434242
RMSE = 0.996335	RMSE = 1.197599
MAE = 0.764721	MAE = 1.015555
MAPE = 13.603628	MAPE = 18.708078
R = 0.923899	R = 0.940240
B,I,H,A,Hatalar_Fg_10000_Const_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.924547	MSE = 1.316381
RMSE = 0.961534	RMSE = 1.147337
MAE = 0.726241	MAE = 0.981708
MAPE = 12.436535	MAPE = 17.840772
R = 0.928449	R = 0.950806
B,I,H,A,Hatalar_Fg_100000_Const_3	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 2604854.734117	MSE = 70261443.741916
RMSE = 1613.956237	RMSE = 8382.209956
MAE = 1044.070117	MAE = 8004.797020
MAPE = 13.593229	MAPE = 66.735136
R = 0.046996	R = 0.400519

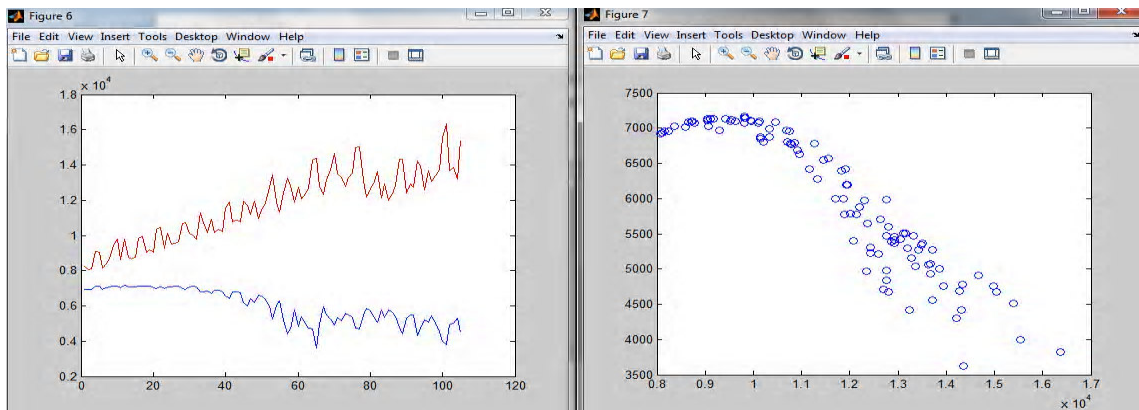
Tablo 4. 59. (b) Kombinasyon 4 için fuzzy genetik modelleri

B,I,H,A,Hatalar_Fg_100000_Const_2	
Test Aşamasının Hataları	Değerlendirme Aşamasının Hataları
MSE = 0.886990	MSE = 1.113385
RMSE = 0.941801	RMSE = 1.055171
MAE = 0.698591	MAE = 0.874737
MAPE = 12.082334	MAPE = 16.056943
R = 0.912719	R = 0.934751

Şekil 4.21'e baktığımız zaman gerçek değerler ile tahmin değerler arasında büyük fark oluşmuştur.



Şekil 4. 21. Test aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği



Şekil 4. 22. Değerlendirme aşaması hatalarının dağılma ve saçılma grafiği

Fuzzy Genetik yöntemiyle kombinasyon 2 ve kombinasyon 4 modelleri oluşturulmuştur. Tablo 4.46'da görüldüğü gibi Fuzzy Genetik yönteminde en düşük MAPE hata değerini kombinasyon 2 vermiştir.

Tablo 4. 60. Fuzzy genetik yöntemi ile oluşturulan kombinasyonların hata değerlerinin karşılaştırılması

Fuzzy Genetik	Test Aşaması İçin Hata			Değerlendirme Aşaması İçin Hata		
	RMSE	MAPE	R	RMSE	MAPE	R
Kombinasyon 2*	147.7209	1.5746	0.9961	468.259	3.6992	0.9889
Kombinasyon 4	0.941801	12.082334	0.912719	1.055171	16.056943	0.934751
En iyi Kombinasyon	147.7209	1.5746	0.9961	468.259	3.6992	0.9889

Şekil 4.21’de test aşaması için saçılma ve dağılım grafiklerine baktığımız zaman iyi bir tahmin yapılmadığını görüyoruz. Hedeflenen ve tahmin edilen değerler örtüşmemektedir. Tablo 4.46’ya baktığımız zaman kombinasyon 2 değerinin % 1.57 hata ile test edildiği görülmektedir. Fakat değerlendirme aşamasındaki hata değeri % 3.699 çıkmıştır. Bu yüzden ANFIS yöntemi daha iyi tahmin etmektedir.

4.5. En İyi Model Kullanılarak Tahmin Değerlerinin Oluşturulması

ANFIS, ÇKA ve BG yöntemleri kullanılarak 16 tane kombinasyon oluşturulmuştur. Bu kombinasyonlar içinden en az hata değerine sahip model seçilmiştir. Tablo 4.47’de görüldüğü gibi tüm yöntemler arasında en iyi model ANFIS alt kümeleme yöntemiyle bulunmuştur. En iyi model Tablo 4.48’de gösterildiği gibi ANFIS Alt Kümeleme yönteminde epoch sayısını 100 aldığımız ve katsayı değerini 0.6 belirlediğimiz zaman ortaya çıkmıştır. Fakat ANFIS Alt kümeleme yöntemi ile Kombinasyon3 modelinin test aşaması çok iyi olduğu için bu yöntem kullanılarak da tahminleme yapılmıştır. Bu yöntemle yapılan tahminleme de Şekil 4.23’de görüldüğü gibi tahmin ve gerçek değerler uyum içindedir.

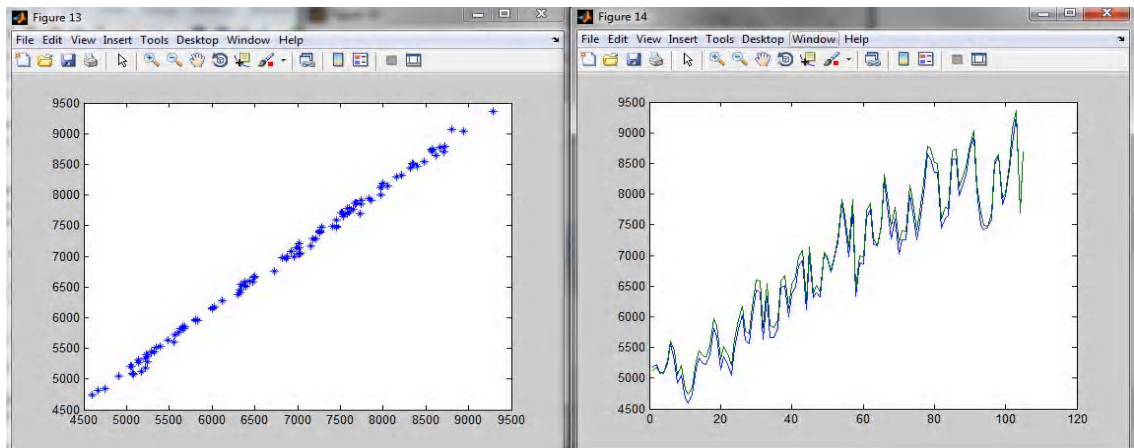
Tablo 4. 61. En iyi modeli oluşturmak için kullanılan yöntemlerin karşılaştırılması

ANFIS	Test Aşaması İçin Hata			Değerlendirme Aşaması İçin Hata		
	RMSE	MAPE	R	RMSE	MAPE	R
ÇKA	3.51	1.77	0.999343	45.219	3.133	0.994149
ANFIS	134.3267	1.8660	0.9975	172.8556	1.1883	0.9962
BG	147.7209	1.5746	0.9961	468.259	3.6992	0.9889
En iyi Kombinasyon	134.3267	1.8660	0.9975	172.8556	1.1883	0.9962

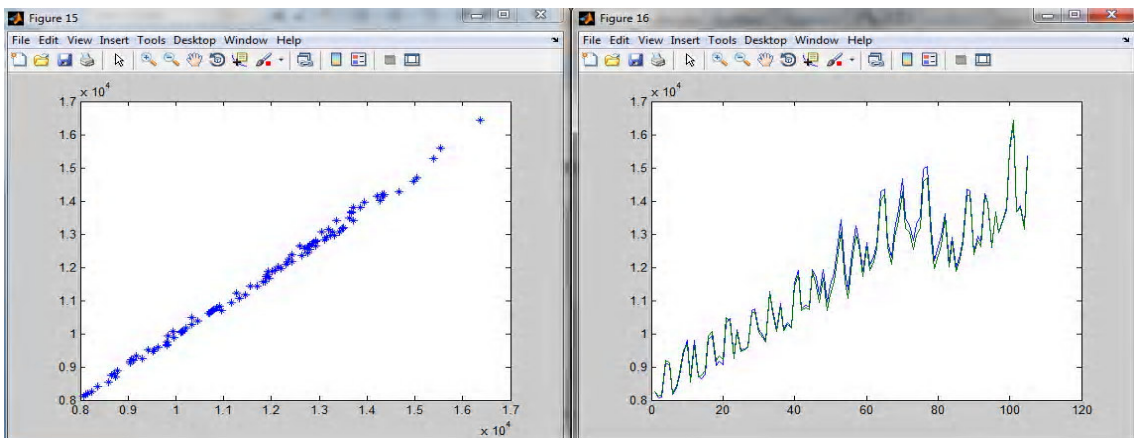
Tablo 4. 62. ANFIS alt kümeleme yönteminde epoch sayısı 10 olan kombinasyon 3 modeli

Giriş Verileri	B	R	Test Aşaması	Değerlendirme Aşaması
Katsayı	0.60	RMSE	R = 0.9975 RMSE = 134.3267	R = 0.9962 RMSE = 172.8556
Epoch Sayısı	100	MAPE	MAPE = 1.8660	MAPE = 1.1883

Tablo 4.48’de gösterildiği gibi test aşaması için $R = 0.9986$, $RMSE = 96.9840$ ve $MAPE = 1.2939$ olarak bulunmuştur. Model % 1.29 hata oranı ile tahminde bulunmuştur. Bu model kullanılarak gelecek olan 2011-2020 yılları için senaryo oluşturularak tahminde bulunulmuştur.



Şekil 4. 23. En iyi modelin test aşaması hatalarının dağılım ve saçılma grafiği



Şekil 4. 24. En iyi modelin değerlendirme aşaması hatalarının dağılım ve saçılma grafiği

Gelecek olan yılların ve ayların tahminini yaparken Kombinasyon 3 ve 1 için ANFİS Alt kümeleme yöntemi kullanılarak tahmin değeri oluşturulmuştur. Bu değeri bulmak için MİNİTAB 14 kullanılarak regresyon analizi ile girdi ve tahmin değerleri arasındaki denklem bulunmuştur. Bu denklem aylık ve yıllık olarak;

$$ANT = 279 + 0.733 B + 0.774 * I + 0.0196 * A \quad (4.1)$$

$$YNT. = 3352 + 0.739 * B + 0.762 * I + 0.0121 A \quad (4.2)$$

$$YNT2 = 2871 + 0.780 * B \quad (4.3)$$

bulunmuştur. Girdi değişkenleri brüt üretim “B”, ithalat “I” ve aktarılan enerji “A” olarak kodlanmıştır. Kombinasyon 3 modelini kullanarak Tablo 4.49’de görüldüğü gibi 2011 yılı için net elektrik tüketim tahmini 2010 yılı girdi değişkenleri kullanılarak hesaplanmıştır. Hesaplama 2011 Yılı için denklem (4.2) kullanıldığı zaman, net tüketim = $3352 + 0.739 * 211207,7 + 0.762 * 1143.825 + 0,0121 * 184334,9 = 182610,6$ GW olarak bulunmuştur. 2010 yılı girdileri kullanılarak 2011 yılı için tahmin değeri oluşturulmuştur. Senaryolar oluşturularak 2011-2020 yılları için girdi değerleri bulunabilir. Daha sonra formülde yerine koyularak gelecek yıllar ve aylar için tahmin yapılabilmektedir. Aynı zamanda Kombinasyon 1’de bulunan en iyi model yapısı kullanarak tahmin yapılmıştır. Kombinasyon 3’de kullanılan en iyi modele ile karşılaştırılmıştır.

Tablo 4. 63. (a) En iyi model yapısı kullanılarak oluşturulan yıllık tahmini değerler

Yıllar	Brüt Üretim(GW)	İthalat(GW)	Aktarılan Enerji(GW)	Gerçek Değer(GW)	Tahmini Değer(GW) 1	Tahmini Değer(GW) 2
1976	15622.8	332.2	14640.3	16078.9	16486.16273	15828.44302
1977	18282.8	492.2	16212.6	17968.8	17906.15011	17938.84164
1978	20564.6	621	16897.4	18933.8	18658.57407	19738.50243
1979	21726.1	1044.3	17955.6	19663.1	19744.52397	20647.2477
1980	22521.9	1341.2	18624.4	20398.2	20453.60632	21269.23531
1981	23275.4	1616.1	20080.3	22030	21698.84621	21853.74983
1982	24672.8	1773.4	22575.8	23586.8	23661.11572	22932.79336
1983	26551.5	2220.8	23154.1	24465.1	24489.22673	24365.11285
1984	27346.8	2653	26425.4	27635.2	27099.0222	24963.88838
1985	34218.9	2142.4	30154.1	29708.6	30144.92436	29961.4542
1986	39694.8	776.6	32706.4	32209.7	32727.82683	33742.26472

Tablo 4. 64. (b) En iyi model yapısı kullanılarak oluşturulan yıllık tahmini değerler

1987	44352.9	572.1	36622.8	36697.3	36600.05935	36962.37296
1988	48048.8	381.2	39695.9	39721.5	39550.20385	39566.00152
1989	52043.2	558.5	43807.1	43120	42842.14389	42511.87235
1990	57543	175.5	48391.8	46820	46781.52194	46695.33275
1991	60246.3	759.3	51553.1	49282.9	49246.94465	48785.07482
1992	67342.2	188.8	56702.5	53980	54155.54585	54335.94051
1993	73807.5	212.9	62501.1	59240	59011.66731	59437.57515
1994	78321.7	31.4	66323.3	61400	62250.06324	63011.49828
1995	86247.4	0	72571.6	67390	68145.83904	69294.77742
1996	94861.7	270.1	79727.7	74160	74779.85357	76128.0069
1997	103295.8	2492.3	88487.1	81890	82731.46554	82819.50946
1998	111022.4	3298.5	94009.7	87700	89098.27445	88949.98335
1999	116439.9	2330.3	96229	91200	92420.90973	93248.39542
2000	124921.6	3791.3	103537.5	98300	99840.01471	99978.08874
2001	122724.7	4579.4	101255.2	97070	98783.16735	98234.98747
2002	129399.5	3588.2	102032.8	102950	103022.4379	103531.0245
2003	140580.5	1158	109493.8	111770	109565.4037	112402.4568
2004	150698.3	463.5	117147.1	121140	116604.6625	120430.3076
2005	161956.2	635.9	126138.5	130260	125139.5241	129362.7579
2006	176299.8	573.2	143015.9	144090	135815.6735	140743.5213
2007	191558.1	864.33	164552.6	155140	147445.8295	152850.0427
2008	198417.98	789.4	172635.2	161950	152518.297	158292.8716
2009	194812.94	811.951	172187.7	156890	149848.0079	155432.4468
2010	211207.72	1143.83	184334.945	168347.174	162335.3221	168440.711
2011	222882.3381	1864.8275	194608.4305	-	182610.6273	167613.0208
2012	234875.8617	2596.5571	205174.5954	-	193030.6665	176719.2237
2013	247188.2900	3339.0137	216033.4398	-	203729.9644	186074.1722
2014	259819.6229	4092.1974	227184.9636	-	214708.5210	195677.8662
2015	272769.8604	4856.1082	238629.1669	-	225966.3364	205530.3059
2016	286039.0026	5630.7460	250366.0495	-	237503.4105	215631.4911
2017	299627.0493	6416.1108	262395.6116	-	249319.7433	225981.4220
2018	313534.0006	7212.2028	274717.8532	-	261415.3349	236580.0984
2019	327759.8566	8019.0217	287332.7741	-	273790.1852	247427.5205
2020	342304.6172	8836.5678	300240.3745	-	286444.2943	258523.6882

Senaryo olarak 1976-2010 yılları arasındaki girdi deęişkenlerinin artış oranlarına göre gelecek yıllardaki girdi deęerleri belirlenmiştir. En iyi model kullanılarak bulunan matematiksel formülle gelecek yıllar için tahmin yapılmıştır. Senaryo oluşturulurken gelecek yıllar için girdi deęişkenlerinin her biri için ortalama mutlak hata deęerleri bulunarak belirlenmiştir. Geçmiş yıllar için aralarındaki ilişkiye göre interpolasyon yapılarak gelecek yılların girdileri oluşturulmuştur. Tablo 4.49 (b)'de olduęu gibi girdi deęerleri matematiksel formülde yerine koyularak gelecek yıllar için tahminde bulunulmuştur.

5. BÖLÜM

SONUÇ- TARTIŞMALAR VE ÖNERİLER

5.1. SONUÇ VE TARTIŞMALAR

Eletrik enerjisi depolanamayan bir enerji kaynağıdır. Bu yüzden sürekli ve kaliteli bir şekilde elektrik temin edebilmek için iyi bir sistem tasarlanması gerekmektedir. Bu sistemin tasarlanması için net elektrik tüketimini etkileyen değişkenlerle gelecek yıllar ve aylar için tahmin değerleri oluşturulması gerekmektedir. Çalışmamızda veri olarak 1976-2010 yılları arasındaki aylık veriler kullanılmıştır. Tahmin değerlerinin gerçek değerler ile ilişkilerine bakılarak değişkenler belirlenmiştir. Modelde çok sayıda değişken kullanılması sonuç değerini olumsuz etkilemektedir. Bu yüzden en fazla dört değişken kullanılmıştır. Değişken olarak brüt üretim, ithalat, aktarılan enerji ve ihracat verileri girdi değişkenleri olarak ele alınarak net tüketim tahmini yapılmıştır.

Literatürde, ekonomik değişkenler ve yapısal değişkenler kullanılmıştır. Çalışmamızda veriler aylık olarak ele alındığı için bazı ekonomik değişkenlerin verileri elde edilememiştir. Bu yüzden yapısal değişkenler göz önüne alınarak kombinasyonlar oluşturulmuştur. En iyi model yapısı ANFIS, CKA ve BG yöntemlerini kullanarak belirlenmiştir. her bir yöntem için 4 kombinasyon oluşturulmuş ve her bir kombinasyon için test aşamasındaki ve değerlendirme aşamasındaki hata değerlerini kıyaslayarak en iyi model yapısı belirlenmiştir. Değişkenler arasında ihracat değişkeni net tüketim tahminini olumsuz etkilemektedir. Diğer üç değişken alınarak net tüketim tahmini gerçekleştirilmiştir. Literatürde net elektrik tüketimi için yapılan çalışmalardan daha doğru bir tahmin yapılmıştır. Yapılan her iki tahmin sonucunda Hamzaçebi [5] , ETKB [63] ve Erdoğan [43]'nun yaptığı çalışmalardan daha iyi sonuçlar alınmıştır. Yapılan çalışmalar ile analiz edildiğinde Tablo 5.1'de görüldüğü gibi 2008 ve 2009 yıllarında

çalışma literatüre göre gerçeğe daha yakın değerler bulunmuştur. Ortalama mutlak hata değeri daha düşüktür.

Tablo 5. 1. Literatürde net elektrik tüketim tahmini için yapılmış çalışmaların yüzdelik ortalama mutlak hata değeri

Yıllar	Gerçek (TWh)	Tahminler (TWh) (MAPE)					
		ETKB		Erdoğan		Hamzaçebi	
2008	161,95	168,60	(4,1)	146,37	(-9,6)	173,59	(7,2)
2009	156,89	184,40	(13,86)	145,14	(-10,4)	189,47	(16,99)

Tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasında çok az bir hata değeri vardır. Tez çalışması 2008 yılı için değerlendirildiğinde 158292 Gw ile tahmin yapmıştır. % 2,5587 MAPE değeri ile tahmin yapıldığını göstermektedir. Bu yapılan elektrik tüketim tahmini çalışmaları arasında en iyi tahmin değeridir.

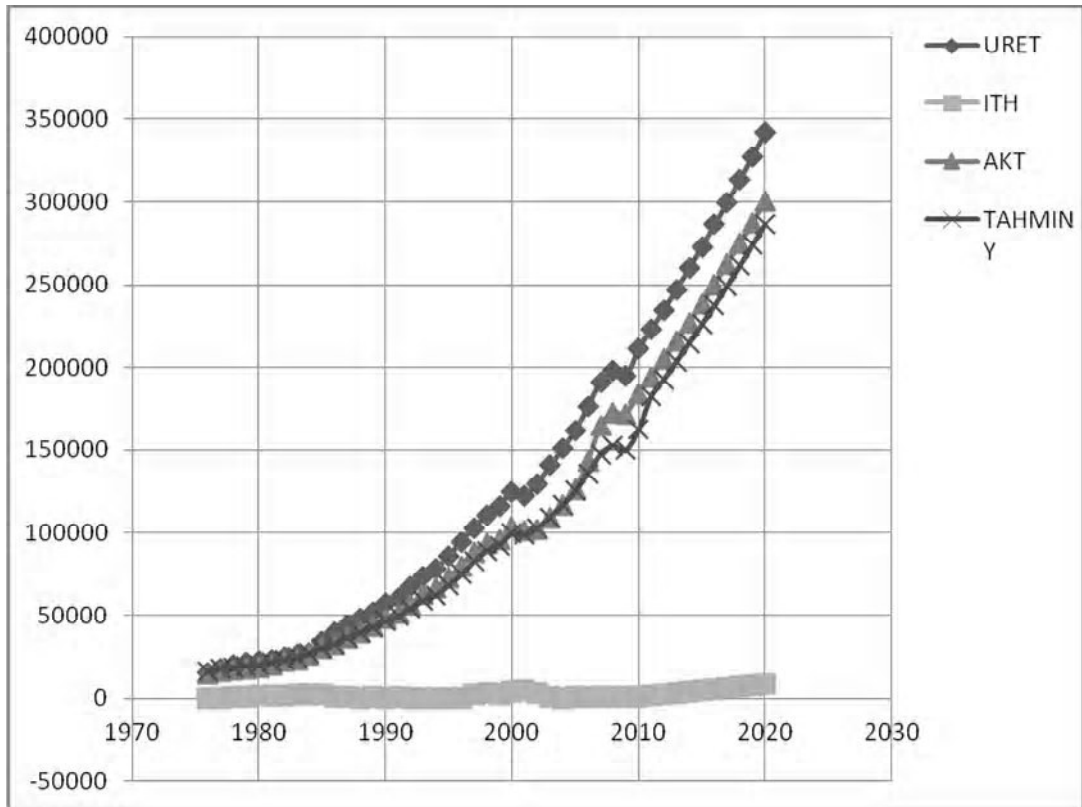
Tablo 5. 2. Gelecek yıllar için elektrik enerjisi tahmin değerleri

Tahmin Değerleri(GW) 1	Tahmin Değerleri(GW) 2	Yıllar
167613.0208	182610.6273	2011
176719.2237	193030.6665	2012
186074.1722	203729.9644	2013
195677.8662	214708.5210	2014
205530.3059	225966.3364	2015
215631.4911	237503.4105	2016
225981.4220	249319.7433	2017
236580.0984	261415.3349	2018
247427.5205	273790.1852	2019
258523.6882	286444.2943	2020

Gelecek yıllardaki Türkiye'nin net elektrik tüketimi tahmin değerleri Tablo 5.2'de verilmiştir. Türkiye'nin net elektrik tüketimini 2011-2020 yılları için tahmin edilmiştir.Şekil 5.1'de görüldüğü gibi değişken olarak brüt üretim ve aktarılan enerji tahminleme için uygundur. Fakat yinede başka değişkenler kullanılarak daha iyi tahminleme yapılabilir.

5.2. ÖNERİLER

Bu çalışma ile gelecekte ne kadar elektrik ihtiyacı olacağına bakılarak yeni planlamalar yapılabilir. Gelecekte yapılacak çalışmalarda başka senaryolar elde edilerek girdi değerleri değiştirilip yeni tahmin değerleri bulunabilir. Aynı zamanda Fuzzy Genetik yönteminde parametreler değiştirilerek daha iyi modeller oluşturulabilir. Aynı MATLAB programlama dili kullanılarak sektörel bazda enerji tüketimi incelenilebilir. Bu çalışmada Elektrik enerjisi planlama ve politika belirleme adına yapılmıştır. 2011-2012 için veri tedarik edilerek gelecek için daha az hata ile tahmin yapılabilir.



Şekil 5. 1. Yıllık net tüketim tahmininin değişkenler ile olan ilişkisi

ANFIS yöntemi verinin çokluğuna göre daha iyi sonuçlar verdiği için kısa dönemli tahminleme yönteminde uygulanarak daha iyi sonuçlar bulunabilir. Daha iyi çalışmalar yapmak için daha fazla veri ve iyi yöntemler kullanılarak model geliştirilebilmektedir. En az hata ile tahmin yapmak için daha fazla veri kullanıp ve bulunan matematiksel modeli geliştirerek daha gerçekçi tahminler yapılabilir. Böylece elektrik enerjisi için arz-talep dengesi sağlanarak uygun enerji planlanması yapılabilecektir.

KAYNAKLAR

1. Yalçınöz, T., Herdem, S., Eminoğlu, U., 2002. Yapay Sinir Ağları ile Niğde Bölgesinin Elektrik Yük Tahmini, (Web sayfası: http://www.emo.org.tr/ekler/f82db7535530637_ek.pdf), (Erişim tarihi: Nisan 2012).
2. Hamzaçebi, C., Kutay F., 2004. Yapay sinir ağları ile Türkiye elektrik enerjisi tüketiminin 2010 yılına kadar tahmini, **J. Fac. Eng. Arch. Gazi Univ.** **19** (3):227-233.
3. Sözen, A., Arcaklioglu, E., Özkaymak, M., 2005. Turkey's net energy consumption. **Applied Energy**, **81**(2):209-221.
4. Çilliyüz, Y., 2006. Yapay Sinir Ağları İle Çevre Koşulları Etkili Bölgesel Yük Kestirimi, Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, Ankara, 42s.
5. Hamzaçebi, C., 2007. Forecasting of Turkey's net electricity energy consumption on sectoral bases, **Energy Policy**, **35**: 2009-2016.
6. Sözen, A., Arcaklioglu E., 2007. Prediction of net energy consumption based on economic indicators (GNP and GDP) in Turkey, **Energy Policy**, **35**: 4981-4992.
7. Sözen, A., 2009. Future projection of the energy dependency of Turkey using artificial neural network, **Energy Policy**, **37** (11): 4827-4833.
8. Kaya Y., 2010. Türk Telekomünikasyon A.Ş.'De Elektrik Enerjisi Tüketiminin Yapay Sinir Ağları İle Yerel Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 98s.
9. Kavaklioğlu, K., 2009. Modeling and prediction of Turkey's electricity consumption using Artificial Neural Networks, **Energy Conversion Management**, **50** : 2719-2727.
10. Afolabi , A.O., Olatunji, B.O., Ajayi, A.O., 2008. Electricity Load Forecasting using Artificial Neural Networks, Ladoke Akintola University Of Technology, **Journal of Engineering And Applied Sciences, Ogbomosho, Nigeria**, **3** (2):149-154.

11. Kalaitzakis, K., Stavrakakis, G.S., Anagnostakis, E. M., 2002. Short-term load forecasting based on artificial neural networks parallel implementation, **Electric Power Systems Research** , **63**(3):185-196.
12. Kermanshahi, B., Iwamiya, H., 2002. Up to Year 2020 Load Forecasting Using Neural Nets, **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, **24** (9):789-797.
13. Adepoju, G.A., Ogunjuyigbe, S.O.A., Alawode, K.O., B.Tech., 2007. Application of Neural Network to Load Forecasting in Nigerian Electrical Power System, **Pacific Journal of Science and Technology**, **8**(1):68-72.
14. Yurtođlu, H., 2005. Yapay Sinir Ağları Metodolojisi İle Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Deđişkenler İin Türkiye Örneđi, DPT Uzmanlık Tezi, Ekonomik Modeller Ve Stratejik Arařtırmalar Genel Müdürlüğü, Ankara, 2s.
15. Zhang, M., Scofield, A. R., 1994. Artificial Neural Network techniques for estimating rainfall and recognizing cloud merger from satellite data, **International Journal of Remote Sensing**, **15** (16):3241-3262.
16. Mohandes, A.M., Rehman, S., Halawani, T.O., 1998. A neural network approach for wind prediction, **Renewable energy**, **13** (3) 345-354.
17. Perez, P., Reyes, J., 2001. Prediction of particulate air pollution using neural techniques, **Neural Computing and Application**, **10** (2):165-171.
18. ađlar N., Küük H., Koksall H., 2005. YSA yöntemi ile Betonere kiriřlerin hasar analizi alıřması, Deprem Sempozyumu Kocaeli, (Web sayfası: http://kocaeli2007.kocaeli.edu.tr/kocaeli2005/deprem_sempozyumu_kocaeli_2005/6_muhendislikte_yeni_yaklasimlar_ve_uygulamaları/d_41_yapay_sinir_agları/yapay_sinir_agları_ile_betonare_kirislerin_hasar_analizi.pdf),(Eriřim tarihi: Nisan 2012).
19. Kızıllkan, Ö., řencan, A., Yakut, A.K., 2006. R410A sođutucu akıřkanın Termodinamik özelliklerinin YSA metoduyla modellenmesi, **Gazi Univ. Müh. Mim. Fak. Der.**, **21** (2): 395-400.
20. Keleřođlu Ö., Fırat, A., 2006. Tuđla duvardaki ve tesisattaki ısı kaybının YSA ile belirlenmesi, **Fırat Üniv. Fen ve Müh. Bil. Der.**, **18** (1):133-141.

21. Keleşoğlu Ö., Akasu E.E., 2008. Betonarme bir binanın yıllık ısı kaybının YSA modelleri ile belirlenmesi, **e-Journal of New World Sciences Academy**, **3**(2): 381-390.
22. Ying, L.C., Pan, M.C., 2008. Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads, **Energy Conversion and Management**, **49** (2): 205-211.
23. Demirel Ö., 2009. Anfis Ve Arma Modelleri İle Elektrik Enerjisi Yük Tahmini, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 4,13,27s.
24. Samer, E.,Schlenkoff, A., 2009. ANFIS and BP Neural Network For Travel Time Prediction, **World Academy of Science, Engineering and Technology**, **57**: 116-121.
25. Batenia S.M., Borgheib S.M., Jeng D.S., 2007. Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers, **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, **20** (3): 401-414.
26. Atsalakıř, G., Ucenic C.I., Skiadas, H.C., 2007. Forecasting Unemployment Rate Using a Neural Network with Fuzzy Inference System, ICAP, (Web sayfası: http://economics.soc.uoc.gr/wpa/docs/Forecasting_Unemployment_Rate_Using_a_Neural_Network_with_Fuzzy_Inference_System.pdf), (Eriřim tarihi: Mayıs 2012).
27. Fırat, M, 2007. Artificial Intelligence Techniques for river flow forecasting in the Seyhan River Catchment, **Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.**, **4**,1369-1406.
28. Hocaođlu, F., Oysal, Y., Kurban, M., 2009. Missing wind data forecasting with adaptive neuro fuzzy inference system, **Neural Computation & Application** **18**(3): 207-212.
29. Ye, Z., Sadeghian, A., Bu, W., 2006. Mechanical fault diagnostics for induction motor with variable speed drives using Adaptive Neuro-fuzzy Inference System, **Electric Power Systems Research**, **76**: 742-752.

30. Yıldırım, Y., Bayramoğlu, M., 2006. Adaptive neuro-fuzzy based modelling for prediction of air pollution daily levels in city of Zonguldak, **Chemosphere**, **63**(9): 1575-1582.
31. Cameron, P., Negnevitsky, M., 2006. Very short-term wind forecasting for Tasmanian power generation, **IEEE Transactions On Power Systems**, **21**(2):965-972.
32. Öztürk, H.K., Ceylan H., Canyurt O, Hepbaşlı A, 2005. Electricity estimation using genetic algorithm approach: a case study of Turkey, **Energy**, **30**(7):1003-1012.
33. Toksarı, M.D., 2007. Ant colony optimization approach to estimate energy demand of Turkey, **Energy Policy** **35**: 3984-3990.
34. Toksarı, M.D., 2009. Estimating the net electricity energy generation and demand using the ant colony optimization approach: Case of Turkey, **Energy Policy**, **37**(3): 1181-1187.
35. Ünler, A., 2008. Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025, **Energy Policy** **36**(6):1937-1944.
36. Yurdusev, M.A., Fırat, M., 2009. Adaptive neuro fuzzy inference system approach for municipal water consumption modelling, **Journal of Hydrology**, **365**(3-4): 225-234.
37. Al-Saba, T., El-Amin, I., 1991. Artificial Neural Networks as Applied to Long-Term Demand Forecasting, **Artificial Intelligence in Engineering**, **13**(2):189-197.
38. Yumurtacı, Z., Asmaz, E., 2004. Electric energy demand of Turkey for the year 2050, **Energy Sources**, **26**: 1157-1164.
39. Keleş, M.S., 2005. Elektrik enerjisi talep tahminleri ve Türkiye ekonomisine olan etkileri", Hazine Uzmanlık Tezi, Hazine Müsteşarlığı Kamu İktisadi Teşebbüsleri Genel Müdürlüğü, Ankara, 7,27,45s.
40. Şener, F., 2005. Yük Tahmin Yöntemleri ve Ankara Merkez Metropol Alan İçin Regresyon Analizi Yöntemi Kullanılarak Uygulanması, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 26,43s.

41. Tunç, M, Çamdalı, U, Parmaksizoglu, C., 2006. Comparison of Turkey's electrical energy consumption and production with some European countries and optimization of future electrical power supply investments in Turkey, **Energy Policy** **34**(1): 50-59.
42. Akay, D., Atak M., 2007. Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey, **Energy**, **32**(9): 1670-1675.
43. Erdođdu, E., 2007. Electricity Demand Analysis Using Cointegration and ARIMA Modelling: a Case Study of Turkey, **Energy Policy**, **35**(2): 1129-1146.
44. Ediger, V.Ş., Tatlıdil H., 2002. Forecasting the primary energy demand in Turkey and analysis of cyclic patterns , **Energy Conversion and Management**, **43**: 473-487.
45. Ediger, V., Akar S., 2007. ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey, **Energy Policy**, **35**(3): 1701-1708.
46. Yüksek, O., Kömürcü, M.I., Yüksel, I. ve Kaygusuz K., 2006. The Role of Hydropower in Meeting Turkey's Electric Energy Demand, **Energy Policy**, **34**(17): 3093-3103.
47. Akar, H.A., 2005. Dağıtım Sisteminin Özelleştirilmesi Ve Yapay Sinir Ağları İle Yük Tahmini, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 43,61s.
48. Topallı, A., Erkmen İ., Topallı İ., 2006. Intelligent short-term load forecasting in Turkey, **Electrical Power and Energy Systems**, **28**(7): 437-447.
49. Yoldaş, U.C., 2006. Elektrik Enerjisinde Yük Tahmini Yöntemleri Ve Türkiye'nin 2005-2020 Yılları Arasındaki Elektrik Enerjisi Talep Gelişimi Ve Arz Planlaması, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 37,59s.
50. Gültekin, Ö., 2009. Bursa ili için orta dönem elektrik enerjisi talebi tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya, 33s.
51. Tamimi, M., Egbert, R., 2000. Short Term Electric Load Forecasting Via Fuzzy Neural Collaboration, **Electric Power Systems Research**, **56**(3):243-248.

52. Ceylan, G., Demirören, A., 2004. Yapay Sinir Ağı ile Gölbaşı Bölgesinin Kısa Dönem Yük Tahmini, (Web Sayfası: http://www.emo.org.tr/ekler/a46bfca3f1465a_ek.pdf) (Erişim tarihi: Nisan 2012).
53. El-Naggar, K.M., Al-Rumaih K.A., 2005. Electric Load Forecasting Using Genetic Based Algorithm, Optimal Filter Estimator And Least Error Squares Technique: Comparative Study, (Web sayfası: <http://www.waset.org/journals/waset/v6/v6-32.pdf>) (Erişim tarihi: Nisan 2012).
54. Azadeh, A., Ghaderi, S.F. ve Sobrabkhani, S., 2008. Annual Electricity Consumption Forecasting by Neural Network in High Energy Consuming industrial Sectors, **Energy Conversion and Management**, **49**(8): 2272-2278.
55. Pao, H., (2006). Comparing Linear and Nonlinear Forecasts for Taiwan's Electricity Consumption, **Energy**, **31**(12): 2129-2141.
56. A. Azadeh, M. Saberi, S.F. Ghaderi, A. Gitiforouz, V. Ebrahimipour, 2008. Improved estimation of electricity demand function by integration of fuzzy system and data mining approach, **Energy Conversion and Management**, **49**: 2165-2177.
57. Azadeh, A., Saberi, M., Gitiforouz, A., Saberi, Z., (2009). A hybrid simulation-adaptive network based fuzzy inference system for improvement of electricity consumption estimation, **Expert Systems with Applications**, **36**(8): 11108-11117.
58. OK Y., 2010. Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi İle Türkiye'de Orta Dönemli Elektrik Enerjisi Talep, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 4,95,97s.
59. Ceylan, H., Öztürk H., 2004. Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach, **Energy Conversion and Management**, **45**(15-16): 2525-2537.
60. Mumyalmaz , S., Zhu, J., Wang, W., Zhao, Ju. Wang, 2011. A seasonal hybrid procedure for electricity demand forecasting in China, **Applied Energy**, **88**(11):3807-3815.

61. Hoccoğlu, F., Kurban, M., 2005. Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi İle Eskişehir Bölgesi İçin Güneşlenme Süreleri Tahmini, (Web sayfası: http://www.emo.org.tr/ekler/aea265a9054b3b8_ek.pdf) (Erişim tarihi: Mayıs 2012).
62. Yoldaş, U.C., 2006. Elektrik Enerjisinde Yük Tahmini Yöntemleri Ve Türkiye'nin 2005-2020 Yılları Arasındaki Elektrik Enerjisi Talep Gelişimi Ve Arz Planlaması, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 1,16.
63. Dünya Enerji Konseyi Türk Milli Komitesi, 2010. (Web sayfası: http://www.dektmk.org.tr/upresimler/Enerji_Raporu_20106.pdf) (Erişim tarihi: Mayıs 2012).
64. Demuth, H., Beale, M., 2012. Matlab Fuzzy Logic Tolbox User's Guide, The Mathworks Inc. (Web sayfası: http://www.mathworks.com/help/pdf_doc/fuzzy/fuzzy.pdf) (Erişim tarihi: Mayıs 2012).
65. Öztemel, E., 2006. Yapay sinir ağları, Papatya Yayıncılık, 2.Baskı, İstanbul, ISBN: 9789756797396, 232s.
66. Tsoukalas, L., Uhrig, R., 1996. Neuro fuzzy approach for anticipatory control of complex systems, **IEEE International Conference in Fuzzy Systems**, 1:587-593.
67. Yıldray K., 2010. Türk Telekomünikasyon A.Ş.'De Elektrik Enerjisi Tüketiminin Yapay Sinir Ağları İle Yerel Tahmini, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 45,97s
68. Işık Y., 2006. Genetik Algoritma Tabanlı Bulanık Kontrolün Uçuş Kontrol Sistem Tasarımına Uygulanması, Anadolu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, Eskişehir, 34s.
69. Kakıcı, A., 2009. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması, (Web Sayfası: <http://www.ahmetkakici.com/yapay-sinir-aglari/yapay-sinir-aglarinin-siniflandirilmesi>), (Erişim Tarihi: Mart 2012).
70. Rumelhart, D.E. ve McClelland, J.L., 1986. The interpretation of complex human behavior: Some reactions to Parallel Distributed Processing, **Journal Of The Expirimental Analysis Of Behavior**, **51**(3):399-416.

71. Zadeh, L.A., 1965. Information and control, **Fuzzy Sets**, **8**: 338-353.
72. Zadeh, L.A., 1973. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes, **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics SMC-3**: 28-44.
73. Anderson, J. A., 1995. An introduction to neural networks, MA: MIT Press. Cambridge, 650 pp.
74. Babuska, R., 1998. Fuzzy modeling for control, Kluwer Academic. Boston, 288 pp.
75. Şen, Z., 2004. Mühendislikte bulanık mantık ile modelleme prensipleri, Su Vakfı Yayınları, Bilge Yayıncılık, İstanbul, 189 s.
76. Ross, T., 1995. Fuzzy logic with engineering applications, McGraw-Hill Inc., New York, 600 pp.
77. Ediger V.Ş., 1999. Kentel, E., Renewable energy potential as an alternative to fossil fuels in Turkey, **Energy Conversion and Management**, **40(7)**: 743-755.
78. Baykal, N., Beyan T., 2004. Bulanık mantık uzman sistemler ve denetleyiciler, Bıçaklar Kitabevi, Ankara, 509 s.
79. Fırat, M, 2007. Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı İle Havza Modellemesi, Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, Denizli, 27s,30s.
80. Abraham, A., 2001. Neuro-fuzzy systems: state-of-the-art modeling techniques, connectionist models of neurons, learning processes and artificial intelligence, **Lecture Notes in Computer Science**, **2084**: 269-276.

EKLER

EK 1: TEIAS'dan Elde Edilen Veri Seti

Tarih (Aylık)	Türkiyenin Top. Üretimi (Gwh)	İthalat (Gwh)	Aktarılan energy (Gwh)	İhracat (Gwh)	T.C. Elektrik Net Tüketimi (Gwh)
ocak 1.1976	1321.10	0.30	1194.00	0.00	1322.21
2.1976	1139.80	0.20	1118.20	0.00	1234.46
3.1976	1262.20	24.50	1214.60	0.00	1331.97
4.1976	1219.70	32.70	1118.00	0.00	1234.45
5.1976	1226.70	36.50	1123.30	0.00	1235.85
6.1976	1225.10	29.80	1146.50	0.00	1256.13
7.1976	1280.00	33.90	1227.50	0.00	1323.26
8.1976	1291.80	30.00	1243.80	0.00	1332.45
9.1976	1346.90	28.70	1212.70	0.00	1333.94
10.1976	1351.40	33.00	1316.10	0.00	1442.82
11.1976	1458.00	41.50	1379.80	0.00	1508.86
12.1976	1500.10	41.10	1345.80	0.00	1522.50
1.1977	1530.20	45.20	1420.80	0.00	1549.31
2.1977	1424.70	41.90	1278.50	0.00	1401.69
3.1977	1526.50	45.00	1400.00	0.00	1519.33
4.1977	1394.80	26.40	1341.90	0.00	1553.55
5.1977	1394.20	20.60	1354.60	0.00	1473.82
6.1977	1424.50	28.50	1294.00	0.00	1437.35
7.1977	1495.60	51.10	1315.60	0.00	1474.14
8.1977	1510.70	50.10	1335.20	0.00	1497.15
9.1977	1513.80	45.90	1264.20	0.00	1411.09
10.1977	1635.00	42.30	1390.10	0.00	1546.65
11.1977	1706.70	43.50	1312.00	0.00	1457.20
12.1977	1726.10	51.70	1505.70	0.00	1647.51
1.1978	1774.10	24.90	1459.10	0.00	1620.38
2.1978	1607.80	43.60	1273.30	0.00	1456.69
3.1978	1741.30	55.90	1368.30	0.00	1600.64
4.1978	1699.80	52.40	1356.80	0.00	1503.21
5.1978	1711.30	51.40	1343.80	0.00	1508.72
6.1978	1662.60	54.80	1368.30	0.00	1532.35
7.1978	1671.40	56.60	1384.90	0.00	1580.90
8.1978	1712.00	60.40	1493.60	0.00	1633.77
9.1978	1643.30	51.70	1331.40	0.00	1480.50
10.1978	1779.20	55.50	1470.20	0.00	1637.75
11.1978	1674.50	55.70	1458.80	0.00	1623.94
12.1978	1887.30	58.10	1588.90	0.00	1754.93
1.1979	1887.40	58.20	1513.00	0.00	1668.43

2.1979	1675.70	53.70	1399.80	0.00	1525.84
3.1979	1833.90	61.70	1546.80	0.00	1693.12
4.1979	1721.30	56.00	1442.90	0.00	1563.78
5.1979	1729.40	61.90	1448.50	0.00	1577.65
6.1979	1753.90	91.70	1448.30	0.00	1592.40
7.1979	1809.50	107.10	1514.00	0.00	1649.82
8.1979	1867.60	106.70	1522.60	0.00	1681.55
9.1979	1695.60	88.90	1474.20	0.00	1627.22
10.1979	1877.50	127.80	1573.20	0.00	1722.26
11.1979	1861.00	113.70	1485.50	0.00	1622.06
12.1979	2013.30	116.90	1586.80	0.00	1738.98
1.198	1964.40	105.50	1501.40	0.00	1646.88
2.198	1805.70	98.40	1438.60	0.00	1586.17
3.198	1993.10	80.60	1541.70	0.00	1710.21
4.198	1845.80	69.80	1457.30	0.00	1634.66
5.198	1843.50	67.20	1432.90	0.00	1616.23
6.198	1809.00	91.80	1447.40	0.00	1642.37
7.198	1836.90	124.50	1601.50	0.00	1768.32
8.198	1878.20	133.00	1545.40	0.00	1681.29
9.198	1857.40	141.50	1592.30	0.00	1706.22
10.198	1905.20	144.80	1603.70	0.00	1727.15
11.198	1830.00	143.50	1699.40	0.00	1817.27
12.198	1952.70	140.60	1762.80	0.00	1861.42
1.1981	1882.00	82.60	1649.20	0.00	1787.93
2.1981	1815.80	86.90	1507.50	0.00	1668.46
3.1981	1983.30	104.40	1659.10	0.00	1842.92
4.1981	1902.90	107.10	1616.00	0.00	1787.60
5.1981	1883.30	119.90	1655.30	0.00	1838.48
6.1981	1890.20	112.20	1630.60	0.00	1829.46
7.1981	2009.50	151.90	1747.50	0.00	1933.69
8.1981	1896.00	160.90	1694.90	0.00	1842.35
9.1981	1917.50	178.90	1672.50	0.00	1810.38
10.1981	1939.50	176.00	1682.10	0.00	1833.09
11.1981	2049.60	171.40	1731.50	0.00	1869.60
12.1981	2105.80	163.90	1834.10	0.00	1986.03
1.1982	2051.10	147.60	1842.80	0.00	1973.67
2.1982	1904.10	147.50	1725.80	0.00	1828.87
3.1982	2094.80	145.20	1883.40	0.00	1989.05
4.1982	2026.10	141.20	1774.00	0.00	1874.53
5.1982	2074.00	90.60	1787.10	0.00	1897.55
6.1982	2070.90	123.40	1793.00	0.00	1887.51
7.1982	2155.60	153.40	1844.90	0.00	1931.56
8.1982	2037.60	179.10	1944.40	0.00	2013.77
9.1982	1981.50	161.30	1864.50	0.00	1931.90
10.1982	2011.40	166.40	1998.60	0.00	2002.08

11.1982	2059.60	152.40	2006.90	0.00	2079.71
12.1982	2206.10	165.30	2110.40	0.00	2176.60
1.1983	2222.60	149.20	2048.70	0.00	2119.14
2.1983	2048.70	145.50	1810.30	0.00	1884.50
3.1983	2243.40	162.50	1991.50	0.00	2060.58
4.1983	2109.90	157.10	1869.70	0.00	1960.23
5.1983	2188.10	170.40	1940.60	0.00	2039.16
6.1983	2143.30	189.30	1891.30	0.00	2009.54
7.1983	2166.20	197.40	1816.80	0.00	1913.72
8.1983	2239.20	227.60	1947.70	0.00	2055.36
9.1983	2158.70	214.20	1846.10	0.00	1949.46
10.1983	2237.80	196.10	1959.10	0.00	2078.20
11.1983	2345.10	214.70	1976.80	0.00	2118.24
12.1983	2448.50	196.80	2055.50	0.00	2276.98
1.1984	2411.90	178.80	2078.60	0.00	2292.98
2.1984	2132.00	148.00	1974.50	0.00	2123.51
3.1984	2327.40	177.50	2114.30	0.00	2256.93
4.1984	2211.90	184.20	2010.80	0.00	2100.14
5.1984	2294.10	144.00	2110.80	0.00	2197.02
6.1984	2239.30	267.60	2123.70	0.00	2188.33
7.1984	2115.50	270.60	2216.40	0.00	2250.60
8.1984	2256.50	299.00	2353.20	0.00	2371.63
9.1984	2141.90	281.00	2216.50	0.00	2285.03
10.1984	2315.50	278.70	2394.30	0.00	2507.59
11.1984	2345.30	217.50	2346.50	0.00	2466.15
12.1984	2555.50	206.10	2485.80	0.00	2595.31
1.1985	2898.70	115.40	2489.40	0.00	2462.56
2.1985	2608.90	56.70	2213.40	0.00	2177.90
3.1985	2887.10	78.90	2456.20	0.00	2423.34
4.1985	2655.30	162.00	2293.20	0.00	2301.68
5.1985	2730.60	273.50	2468.60	0.00	2454.39
6.1985	2600.30	230.30	2367.70	0.00	2312.96
7.1985	2848.40	262.30	2632.30	0.00	2541.64
8.1985	2861.40	203.80	2599.50	0.00	2504.47
9.1985	2943.60	174.20	2626.10	0.00	2547.28
10.1985	3002.70	226.10	2644.10	0.00	2637.97
11.1985	3031.00	173.40	2616.10	0.00	2618.12
12.1985	3150.90	185.80	2747.50	0.00	2726.30
1.1986	3150.80	113.80	2609.70	0.00	2604.89
2.1986	2880.10	57.00	2363.30	0.00	2352.49
3.1986	3190.20	60.10	2618.10	0.00	2603.79
4.1986	3090.70	55.80	2511.10	0.00	2521.38
5.1986	3279.10	59.80	2699.70	0.00	2675.84
6.1986	3083.60	60.90	2507.40	0.00	2519.52
7.1986	3461.30	63.30	2895.90	0.00	2824.29

8.1986	3365.30	63.60	2816.60	0.00	2745.70
9.1986	3475.40	63.20	2885.60	0.00	2797.22
10.1986	3545.80	66.70	2915.20	0.00	2834.72
11.1986	3507.90	54.50	2865.00	0.00	2795.51
12.1986	3664.60	57.90	3018.80	0.00	2934.35
1.1987	3581.40	22.00	2936.80	0.00	2946.97
2.1987	3260.00	36.00	2705.10	0.00	2708.67
3.1987	3545.50	40.80	2877.90	0.00	2946.56
4.1987	3430.30	46.10	2840.40	0.00	2856.37
5.1987	3545.40	21.70	2874.20	0.00	2932.63
6.1987	3622.40	34.50	2952.40	0.00	3004.96
7.1987	3873.20	74.50	3239.70	0.00	3244.81
8.1987	3606.90	81.00	3069.90	0.00	3030.23
9.1987	3799.50	73.50	3204.20	0.00	3153.65
10.1987	3983.50	64.30	3297.30	0.00	3258.97
11.1987	3965.10	38.00	3233.80	0.00	3234.94
12.1987	4139.70	39.70	3391.10	0.00	3378.53
1.1988	4084.00	9.70	3284.70	0.00	3357.59
2.1988	3887.20	5.80	3093.60	0.00	3192.90
3.1988	4033.60	6.20	3261.60	0.00	3313.39
4.1988	3791.70	7.10	3103.90	0.00	3115.72
5.1988	3740.70	15.70	3055.70	0.00	3080.94
6.1988	3812.90	31.00	3161.90	0.00	3152.71
7.1988	3939.20	46.90	3310.00	0.00	3269.34
8.1988	4194.10	68.90	3571.90	0.00	3496.45
9.1988	4053.50	62.20	3440.70	0.00	3375.64
10.1988	4162.50	63.80	3476.00	0.00	3466.35
11.1988	4131.90	19.40	3390.70	0.00	3404.84
12.1988	4217.50	44.50	3545.20	0.00	3495.63
1.1989	4166.30	52.50	3506.70	0.00	3458.34
2.1989	3910.70	16.30	3209.20	0.00	3219.14
3.1989	4225.60	42.60	3486.80	0.00	3498.84
4.1989	4085.20	49.10	3449.80	0.00	3389.07
5.1989	4070.30	59.70	3435.70	0.00	3385.55
6.1989	4219.20	38.20	3598.70	0.00	3489.98
7.1989	4301.60	48.00	3701.50	0.00	3565.56
8.1989	4615.90	66.90	3975.10	0.00	3838.70
9.1989	4480.90	54.00	3806.90	0.00	3717.46
10.1989	4605.50	72.30	3865.30	0.00	3834.60
11.1989	4607.40	32.60	3838.20	0.00	3803.62
12.1989	4754.60	26.30	3933.20	0.00	3919.12
1.199	4759.60	6.50	3978.60	0.60	3927.35
2.199	4355.00	0.00	3609.10	59.70	3539.96
3.199	4690.90	0.00	3888.60	60.80	3815.82
4.199	4092.90	0.00	3404.00	0.70	3372.40

5.199	4588.20	0.00	3815.90	0.00	3781.29
6.199	4643.80	37.30	3928.60	0.00	3857.80
7.199	4650.40	43.30	3970.90	0.00	3868.14
8.199	5059.10	40.40	4349.10	51.30	4160.38
9.199	5129.00	39.80	4357.80	231.90	4068.76
10.199	5289.50	8.00	4494.60	236.60	4170.83
11.199	5186.20	0.00	4360.30	213.50	4098.12
12.199	5098.40	0.20	4234.30	51.70	4159.16
1.1991	4730.20	73.20	4100.00	77.80	3849.49
2.1991	4535.40	67.20	3929.70	129.90	3643.50
3.1991	5061.30	74.40	4387.40	129.50	4078.09
4.1991	4458.50	56.90	3760.80	19.90	3662.07
5.1991	4835.40	118.30	4200.30	40.80	4002.08
6.1991	4491.30	125.50	3901.00	0.00	3760.92
7.1991	5253.30	112.70	4593.50	0.00	4371.14
8.1991	5402.70	76.60	4700.10	0.00	4463.43
9.1991	5170.00	54.50	4449.90	0.00	4255.87
10.1991	5330.00	0.00	4466.30	0.00	4341.81
11.1991	5335.80	0.00	4462.20	40.50	4313.57
12.1991	5642.40	0.00	4601.90	68.00	4540.91
<u>Jan-92</u>	5667.00	0.00	4721.30	70.20	4494.63
<u>Feb-92</u>	5264.30	0.00	4420.10	70.60	4170.91
<u>Mar-92</u>	5664.00	0.00	4763.50	67.40	4494.38
<u>Apr-92</u>	4888.50	27.50	4096.10	1.00	3946.97
<u>May-92</u>	5270.90	46.40	4429.10	0.40	4269.97
<u>Jun-92</u>	4982.30	47.20	4211.60	0.70	4038.49
<u>Jul-92</u>	5776.60	0.00	4921.20	0.80	4638.48
<u>Aug-92</u>	5965.20	13.50	5161.40	0.90	4800.64
<u>Sep-92</u>	5705.40	54.20	4885.40	0.80	4624.75
<u>Oct-92</u>	5845.80	0.00	4905.40	1.50	4693.46
<u>Nov-92</u>	5898.70	0.00	4937.90	51.80	4695.52
<u>Dec-92</u>	6413.50	0.00	5249.50	48.10	5111.80
<u>Jan-93</u>	6270.30	0.00	5262.00	65.20	5005.86
<u>Feb-93</u>	5771.00	0.00	4965.80	95.50	4578.65
<u>Mar-93</u>	5927.90	0.00	4942.60	100.50	4701.20
<u>Apr-93</u>	5695.10	0.30	4764.20	26.60	4573.33
<u>May-93</u>	5661.70	29.30	4822.50	33.10	4564.40
<u>Jun-93</u>	5513.50	41.50	4709.80	25.70	4460.70
<u>Jul-93</u>	6368.50	67.60	5500.00	21.40	5174.99
<u>Aug-93</u>	6436.30	54.80	5550.20	18.10	5221.98
<u>Sep-93</u>	6300.20	19.40	5339.90	15.10	5086.05
<u>Oct-93</u>	6329.00	0.00	5329.20	44.10	5070.26
<u>Nov-93</u>	6562.40	0.00	5506.00	61.70	5244.27
<u>Dec-93</u>	6971.60	0.00	5808.90	81.70	5558.31
<u>Jan-94</u>	6763.00	0.00	5708.50	66.10	5286.48

<u>Feb-94</u>	6272.90	0.00	5244.30	50.90	4911.65
<u>Mar-94</u>	6483.30	0.00	5457.90	82.80	5052.32
<u>Apr-94</u>	5981.10	0.00	5085.80	61.60	4672.73
<u>May-94</u>	5875.30	3.20	4961.90	48.30	4602.30
<u>Jun-94</u>	6010.90	28.20	5154.10	29.90	4743.52
<u>Jul-94</u>	6540.40	0.00	5613.50	23.50	5144.25
<u>Aug-94</u>	6771.60	0.00	5823.90	22.10	5327.77
<u>Sep-94</u>	6670.90	0.00	5706.40	28.10	5243.65
<u>Oct-94</u>	6642.20	0.00	5603.70	30.50	5219.08
<u>Nov-94</u>	6884.70	0.00	5804.10	58.20	5388.65
<u>Dec-94</u>	7425.40	0.00	6159.20	68.10	5807.59
<u>Jan-95</u>	7284.30	0.00	6037.10	77.60	5676.85
<u>Feb-95</u>	6597.50	0.00	5554.90	68.90	5142.70
<u>Mar-95</u>	6867.50	0.00	5746.60	74.70	5350.68
<u>Apr-95</u>	6708.90	0.00	5640.50	73.50	5226.92
<u>May-95</u>	6468.40	0.00	5343.10	52.40	5053.96
<u>Jun-95</u>	7015.60	0.00	5869.30	47.40	5488.93
<u>Jul-95</u>	7412.40	0.00	6305.90	39.90	5807.37
<u>Aug-95</u>	7695.90	0.00	6561.50	48.90	6023.62
<u>Sep-95</u>	7171.60	0.00	6121.20	42.20	5615.94
<u>Oct-95</u>	7119.50	0.00	6138.20	58.30	5562.08
<u>Nov-95</u>	7677.60	0.00	6400.20	55.50	6004.13
<u>Dec-95</u>	8228.20	0.00	6853.10	56.60	6436.83
<u>Jan-96</u>	8215.60	0.00	6814.30	50.30	6388.29
<u>Feb-96</u>	7241.80	0.00	6040.10	42.40	5632.68
<u>Mar-96</u>	8146.40	0.00	6730.80	45.80	6337.51
<u>Apr-96</u>	7290.70	0.00	6026.00	53.50	5662.21
<u>May-96</u>	7247.40	27.60	5976.40	33.30	5665.67
<u>Jun-96</u>	7406.80	56.20	6276.30	17.50	5825.14
<u>Jul-96</u>	8210.00	73.90	7036.50	13.80	6470.42
<u>Aug-96</u>	8310.20	15.70	7152.80	13.40	6503.34
<u>Sep-96</u>	7654.30	26.40	6532.70	13.00	5998.94
<u>Oct-96</u>	8138.70	16.40	6832.50	16.40	6367.48
<u>Nov-96</u>	8291.40	14.10	7006.30	19.60	6482.82
<u>Dec-96</u>	8708.40	39.80	7303.00	24.10	6825.51
<u>Jan-97</u>	8841.70	124.50	7559.20	24.20	6921.60
<u>Feb-97</u>	7827.90	108.60	6706.40	22.10	6122.30
<u>Mar-97</u>	8907.80	188.30	7726.20	24.60	7014.45
<u>Apr-97</u>	7952.30	215.50	6941.50	25.40	6300.72
<u>May-97</u>	8108.10	211.90	6923.00	24.10	6395.58
<u>Jun-97</u>	7979.60	200.20	6834.60	21.10	6325.79
<u>Jul-97</u>	8790.30	284.10	7683.50	20.00	7025.09
<u>Aug-97</u>	8718.60	254.00	7597.20	20.60	6962.38
<u>Sep-97</u>	8429.40	220.40	7210.70	19.50	6732.55
<u>Oct-97</u>	8774.00	244.80	7409.30	20.20	7012.76

<u>Nov-97</u>	9084.60	198.00	7612.40	23.20	7216.31
<u>Dec-97</u>	9881.50	242.00	8283.10	26.00	7860.46
<u>Jan-98</u>	9559.70	261.90	8198.10	28.00	7532.69
<u>Feb-98</u>	8899.10	206.00	7581.60	24.70	6984.31
<u>Mar-98</u>	9881.10	220.90	8395.00	28.90	7747.58
<u>Apr-98</u>	8041.70	212.20	6805.70	26.00	6328.38
<u>May-98</u>	8727.50	236.80	7278.50	25.00	6875.61
<u>Jun-98</u>	8692.20	259.70	7355.40	23.70	6867.16
<u>Jul-98</u>	9638.90	276.80	8202.20	23.40	7608.47
<u>Aug-98</u>	9804.40	289.80	8365.10	22.70	7746.44
<u>Sep-98</u>	9087.50	274.20	7697.80	21.60	7183.88
<u>Oct-98</u>	8947.90	378.70	7554.10	19.60	7158.45
<u>Nov-98</u>	9343.90	374.00	7910.30	27.40	7453.51
<u>Dec-98</u>	10398.50	307.50	8665.90	27.20	8213.52
<u>Jan-99</u>	9837.40	167.30	8161.90	30.20	7677.47
<u>Feb-99</u>	9325.60	153.80	7736.90	26.00	7276.47
<u>Mar-99</u>	9718.00	165.80	8027.90	27.40	7586.65
<u>Apr-99</u>	8992.70	156.00	7406.20	26.90	7021.16
<u>May-99</u>	9236.70	215.90	7577.40	20.80	7259.86
<u>Jun-99</u>	9225.50	220.50	7570.20	19.00	7256.17
<u>Jul-99</u>	10184.70	208.10	8453.20	20.30	7983.91
<u>Aug-99</u>	9828.40	183.20	8249.50	20.10	7690.70
<u>Sep-99</u>	9261.60	190.00	7627.30	18.10	7261.10
<u>Oct-99</u>	9626.50	176.90	7843.80	21.10	7529.63
<u>Nov-99</u>	10231.40	185.40	8487.20	27.10	7997.22
<u>Dec-99</u>	10971.40	307.40	9087.50	28.30	8659.66
<u>Jan-00</u>	10934.10	283.90	9197.90	38.50	8566.93
<u>Feb-00</u>	10646.60	282.70	8941.00	37.60	8346.45
<u>Mar-00</u>	10618.90	324.60	8912.80	41.90	8354.15
<u>Apr-00</u>	9470.80	289.00	7712.50	37.10	7450.67
<u>May-00</u>	9719.90	245.30	7946.80	36.60	7608.37
<u>Jun-00</u>	9696.90	323.10	8085.40	31.00	7654.78
<u>Jul-00</u>	10887.00	330.80	9073.80	31.40	8572.51
<u>Aug-00</u>	10913.60	308.50	9032.90	32.30	8574.81
<u>Sep-00</u>	10144.00	290.50	8310.80	28.70	7974.20
<u>Oct-00</u>	10354.80	325.50	8438.30	36.30	8156.57
<u>Nov-00</u>	10539.50	352.30	8772.90	41.60	8314.82
<u>Dec-00</u>	10995.50	435.10	9112.40	44.30	8725.74
<u>Jan-01</u>	11304.00	428.10	9340.20	44.20	8942.42
<u>Feb-01</u>	10184.60	388.40	8431.20	40.20	8058.72
<u>Mar-01</u>	9633.80	226.80	7913.50	44.60	7510.32
<u>Apr-01</u>	9342.80	380.90	7753.40	35.20	7412.78
<u>May-01</u>	9325.20	451.30	7748.70	33.60	7454.33
<u>Jun-01</u>	9606.10	339.70	7928.60	32.30	7584.91
<u>Jul-01</u>	10671.40	436.60	8962.50	31.40	8474.73

<u>Aug-01</u>	10813.50	490.30	9055.00	32.00	8624.13
<u>Sep-01</u>	9926.70	336.90	8130.90	28.90	7830.60
<u>Oct-01</u>	9991.50	465.30	8104.50	32.10	7975.97
<u>Nov-01</u>	10592.10	419.50	8762.70	37.40	8396.42
<u>Dec-01</u>	11333.00	215.60	9124.00	40.90	8804.67
<u>Jan-02</u>	11704.10	300.80	9462.10	40.90	9292.12
<u>Feb-02</u>	9613.90	370.40	7733.70	33.30	7728.64
<u>Mar-02</u>	10882.30	371.20	8523.90	38.60	8710.31
<u>Apr-02</u>	10307.20	337.70	8132.20	38.80	8237.45
<u>May-02</u>	10136.60	287.40	7841.10	38.00	8066.53
<u>Jun-02</u>	10216.90	248.20	8106.80	30.00	8104.70
<u>Jul-02</u>	11500.20	261.40	9163.60	33.10	9109.15
<u>Aug-02</u>	11386.70	291.80	9112.90	31.70	9045.82
<u>Sep-02</u>	10255.40	282.70	7912.00	32.60	8159.32
<u>Oct-02</u>	10517.60	287.60	8015.70	35.00	8364.95
<u>Nov-02</u>	10991.70	271.40	8546.30	40.80	8715.97
<u>Dec-02</u>	11886.90	277.60	9482.50	42.30	9415.02
<u>Jan-03</u>	12111.60	314.70	9667.00	40.20	9807.96
<u>Feb-03</u>	10662.50	233.50	8450.20	36.80	8598.91
<u>Mar-03</u>	12053.30	379.70	9507.70	41.60	9812.04
<u>Apr-03</u>	10872.60	206.60	8308.30	33.80	8746.43
<u>May-03</u>	10949.10	0.00	8260.20	31.50	8644.99
<u>Jun-03</u>	11112.00	0.00	8699.30	26.90	8777.70
<u>Jul-03</u>	12443.90	0.00	9772.70	28.50	9831.10
<u>Aug-03</u>	12589.20	0.00	9985.50	27.90	9946.64
<u>Sep-03</u>	11460.70	0.00	8809.30	46.40	9038.37
<u>Oct-03</u>	11659.60	0.00	8796.80	80.70	9168.69
<u>Nov-03</u>	11541.30	0.00	8883.80	101.90	9058.22
<u>Dec-03</u>	13124.70	23.50	10353.00	91.40	10338.94
<u>Jan-04</u>	12999.60	42.30	9954.40	100.30	10450.44
<u>Feb-04</u>	11560.00	36.20	9377.60	88.30	9292.62
<u>Mar-04</u>	12598.80	37.10	9695.80	96.50	10125.69
<u>Apr-04</u>	11842.50	32.60	9072.20	92.80	9514.24
<u>May-04</u>	11885.40	26.70	9037.50	89.90	9546.56
<u>Jun-04</u>	11982.80	27.60	9290.10	84.60	9630.14
<u>Jul-04</u>	13286.20	45.70	10494.30	89.10	10693.61
<u>Aug-04</u>	13353.20	47.70	10517.10	96.30	10743.56
<u>Sep-04</u>	12561.10	47.00	9860.60	83.00	10114.21
<u>Oct-04</u>	12378.40	33.20	9615.30	85.40	9953.41
<u>Nov-04</u>	12211.60	41.50	9413.30	102.80	9811.36
<u>Dec-04</u>	14038.70	45.90	10818.90	135.30	11264.16
<u>Jan-05</u>	13300.30	50.00	10452.60	137.90	10703.35
<u>Feb-05</u>	12609.90	44.60	10073.00	130.60	10145.70
<u>Mar-05</u>	13574.20	45.20	10598.90	153.70	10908.69
<u>Apr-05</u>	12635.80	38.70	9832.20	140.60	10153.73

<u>May-05</u>	12861.50	41.30	9918.60	142.90	10336.75
<u>Jun-05</u>	12720.40	37.40	9818.60	154.90	10209.68
<u>Jul-05</u>	14313.70	88.90	11245.80	148.20	11547.46
<u>Aug-05</u>	14757.30	94.90	11552.90	158.20	11903.72
<u>Sep-05</u>	13378.20	52.60	10390.70	147.40	10760.95
<u>Oct-05</u>	13503.40	43.80	10537.70	140.20	10861.17
<u>Nov-05</u>	13422.10	48.10	10430.50	148.10	10792.40
<u>Dec-05</u>	14879.40	50.40	11287.00	195.40	11936.41
<u>Jan-06</u>	14332.50	50.00	11207.10	210.40	11693.12
<u>Feb-06</u>	13683.00	42.70	10651.50	185.40	11171.83
<u>Mar-06</u>	14616.80	45.80	11334.50	191.20	11940.09
<u>Apr-06</u>	13397.60	47.20	10415.40	167.30	10955.06
<u>May-06</u>	13996.90	43.50	10899.90	164.70	11448.59
<u>Jun-06</u>	14473.80	32.70	11299.80	170.40	11828.41
<u>Jul-06</u>	15588.00	34.90	12408.70	170.10	12749.79
<u>Aug-06</u>	16389.50	45.40	13978.90	167.70	13421.74
<u>Sep-06</u>	14491.30	67.70	12293.70	163.90	11877.17
<u>Oct-06</u>	13843.20	47.70	11659.10	155.60	11332.69
<u>Nov-06</u>	15236.20	54.00	12961.00	222.30	12432.29
<u>Dec-06</u>	16251.00	61.60	13906.30	266.70	13239.22
<u>Jan-07</u>	15873.90	63.52	13600.20	251.74	12807.78
<u>Feb-07</u>	14669.60	56.14	12567.70	177.79	11878.77
<u>Mar-07</u>	15801.00	59.60	13571.80	237.95	12756.26
<u>Apr-07</u>	14929.30	61.15	12944.20	204.63	12072.96
<u>May-07</u>	15245.80	107.08	13087.50	240.35	12339.75
<u>Jun-07</u>	15741.20	69.86	13513.40	250.64	12705.46
<u>Jul-07</u>	17585.00	99.70	15160.00	193.14	14282.32
<u>Aug-07</u>	17791.10	102.59	15356.30	314.19	14354.10
<u>Sep-07</u>	15802.60	60.65	13520.30	226.97	12767.54
<u>Oct-07</u>	15142.70	56.85	12807.40	128.39	12305.95
<u>Nov-07</u>	16163.90	57.36	13878.60	117.84	13148.87
<u>Dec-07</u>	16812.00	69.82	14545.20	78.59	13720.23
<u>Jan-08</u>	17888.50	65.00	15556.00	5.20	14674.11
<u>Feb-08</u>	16523.80	66.00	14347.10	85.70	13493.28
<u>Mar-08</u>	16371.10	45.30	14167.50	171.90	13281.25
<u>Apr-08</u>	15708.20	68.40	13612.40	124.30	12796.90
<u>May-08</u>	16239.10	124.90	14112.80	80.00	13313.43
<u>Jun-08</u>	16558.60	47.00	14321.80	78.50	13512.22
<u>Sep-08</u>	16070.80	66.70	13962.30	92.40	13118.19
<u>Oct-08</u>	14974.60	66.50	12981.00	124.10	12195.74
<u>Nov-08</u>	15475.74	66.10	13504.00	95.80	12628.38
<u>Dec-08</u>	15860.64	58.50	14067.00	102.70	12931.16
<u>Jan-09</u>	16891.58	64.92	14915.70	105.09	13622.38
<u>Feb-09</u>	15049.78	56.28	13301.00	96.03	12133.84
<u>Aug-09</u>	17815.31	93.94	15821.00	204.69	14312.04

<u>Sep-09</u>	15500.82	52.90	13699.60	174.42	12432.35
<u>Oct-09</u>	16053.93	36.88	13995.70	100.91	12925.95
<u>Nov-09</u>	15811.71	91.70	13882.50	124.12	12755.69
<u>Dec-09</u>	17720.16	96.19	15730.00	225.44	14220.17
<u>Mar-10</u>	17119.71	81.06	14836.00	121.93	13663.07
<u>Apr-10</u>	16362.72	58.63	14093.54	107.62	13050.99
<u>May-10</u>	16812.90	58.41	14604.82	159.64	13369.33
<u>Jun-10</u>	17311.90	46.58	15070.34	215.40	13714.46
<u>Jul-10</u>	19567.60	91.58	17260.12	231.22	15542.36
<u>Aug-10</u>	20620.81	78.72	18139.26	246.40	16362.51
<u>Sep-10</u>	17139.65	92.34	15077.86	137.98	13675.20
<u>Oct-10</u>	17291.00	132.17	15137.43	105.08	13854.48
<u>Nov-10</u>	16464.48	142.68	14396.39	112.30	13195.89
<u>Dec-10</u>	19177.55	168.98	16746.80	114.63	15385.52

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Salih TUTUN

Uyruğu: Türkiye (TC)

Doğum Tarihi ve Yeri: 12 Nisan 1987, İZMİR

Medeni Durumu: Bekar

Tel: +90 554 544 13 05, 0537 662 66 47

e-posta: slh.tutun@gmail.com.tr

Yazışma Adresi: Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü,

Melikgazi/KAYSERİ,

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Yüksek Lisans	ERÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği, KAYSERİ	2012
Lisans	SAÜ Endüstri Mühendisliği, SAKARYA	2010
Lise	Menderes Lisesi, İZMİR	2004

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2011–2012	Artvin Çoruh Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

YABANCI DİL

İngilizce

Almanca