

**T.C.
YOZGAT BOZOK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

Yüksek Lisans Tezi

**HOLT-WINTERS ÜSTEL DÜZELTME
YÖNTEMİNDEKİ PARAMETRELERİN GENETİK
ALGORİTMA İLE BULUNMASI VE ELEKTRİK YÜK
TAHMİNİ**

Yunus Emre ÖZGER

**Tez Danışmanı
Doç. Dr. Zabit MUSAYEV**

Yozgat 2019

**T.C.
YOZGAT BOZOK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

Yüksek Lisans Tezi

**HOLT-WINTERS ÜSTEL DÜZELTME
YÖNTEMİNDEKİ PARAMETRELERİN GENETİK
ALGORİTMA İLE BULUNMASI VE ELEKTRİK YÜK
TAHMİNİ**

Yunus Emre ÖZGER

**Tez Danışmanı
Doç. Dr. Zabit MUSAYEV**

Yozgat 2019



YOZGAT BOZOK ÜNİVERSİTESİ

TEZ ONAY FORMU

T.C.
YOZGAT BOZOK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

Enstitümüzün Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Tezli Yüksek Lisans Programı 70111514017 numaralı öğrencisi Yunus Emre Özger'in hazırladığı **"HOLT-WINTERS ÜSTEL DÜZELTME YÖNTEMİNDEKİ PARAMETRELERİN GENETİK ALGORİTMA İLE BULUNMASI VE ELEKTRİK YÜK TAHMİNİ"** başlıklı tezi ile ilgili tez savunma sınavı, Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği'nin ilgili maddeleri gereğince 30/10/2019 çarşamba günü saat 13:00'da yapılmış, tezin onayına oy birliği ile karar verilmiştir.

Başkan : Dr.Öğr.Üyesi Yavuz TÜRKAY

Jüri Üyesi : Doç.Dr. Zabit MUSAYEV
(Danışman)

Jüri Üyesi : Dr.Öğr.Üyesi Mustafa YAZ

ONAY:

Bu tezin kabulü, Enstitü Yönetim Kurulu'nun 07.11.2019 tarih ve 52 sayılı Enstitü Yönetim Kurulu Kararı ile onaylanmıştır.

07.11.2019

Prof. Dr. Mustafa SAÇMACI
Müdür



HOLT-WINTERS ÜSTEL DÜZELTME YÖNTEMİNDEKİ PARAMETRELERİN GENETİK ALGORİTMA İLE BULUNMASI VE ELEKTRİK YÜK TAHMİNİ

Yunus Emre ÖZGER

**Yozgat Bozok Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi**

2019; Sayfa:58

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Zabit MUSAYEV

ÖZET

Enerji planlaması geliştirmekte olan ülkelerde, büyüyen ekonomilerde çok önemli bir hâle gelmiştir. Enerji üretim ve tüketim dengesi bu planlamanın iyi yapılmasından geçmektedir. Bu planlamalardan bir tanesi de elektrik yük tahminidir. Tüketilecek elektrik miktarının önceden tahmin edilmesi ve ona göre üretim planlaması yapılması birçok problemin önlenmesini sağlamaktadır.

Bu çalışmada, Holt-Winters Üstel Düzeltme metodu kullanılarak elektrik yük tahmini yapılmıştır. Winters metodunun doğru tahmin yapabilmesini sağlayan katsayılar Genetik Algoritma ile tespit edilmiştir. Bu çalışmada Holt-Winters Üstel Düzeltme yöntemi ve Genetik Algoritma Matlab ortamında geliştirilmiş ve birbirine entegre edilmiştir. Geliştirilen bu yaklaşım ile elektrik yük tahmini yapılmıştır. Önerilen yaklaşımın elektrik yük tahmininde uygun olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Holt-Winters metodu, elektrik yük tahmini, parametreler, Genetik Algoritma, Matlab.

**DETERMINATION OF PARAMETERS IN HOLT-WINTERS
EXPONENTIAL SMOOTHING METHOD WITH GENETIC ALGORITHM
AND ELECTRICAL LOAD ESTIMATION**

Yunus Emre ÖZGER

**Yozgat Bozok University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electrical and Electronic Engineering
Master of Science Thesis**

2019; Page:58

Thesis Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Zabit MUSAYEV

ABSTRACT

Energy planning has become very important in developing countries and growing economies. The balance between energy production and consumption is based on good planning. One of these plans is electrical charge estimation. The prediction of the amount of electricity to be consumed and the production planning according to this estimation prevent many problems.

In this study, the electric charge estimation was made by using Holt-Winters Exponential Correction method. The coefficients which enable Winters method to make an accurate estimation were determined by Genetic Algorithm. In this study, Holt-Winters Ustel Correction method and Genetic Algorithm were developed with Matlab and integrated to each other. With this developed approach, electrical load estimation is made. The proposed approach was found to be suitable for the estimation of electrical load.

Keywords: Holt-Winters method, electrical load estimation, parameters, Genetic Algorithm, Matlab.

TEŞEKKÜRLER

Bu tez çalışmasında bana yardımlarını esirgemeyen Sakarya Üniversitesi Öğretim üyesi Dr. Mustafa AKPINAR'a ve danışman hocam Doç. Dr. Zabit MUSAYEV'e çok teşekkür ediyorum.



İÇİNDEKİLER

ÖZET	iii
ABSTRACT.....	iv
TEŞEKKÜRLER	v
İÇİNDEKİLER	vi
TABLolar LİSTESİ.....	viii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	x
1.GİRİŞ	1
1.1. Literatür Çalışması.....	2
1.2. Çalışmanın Ana Hatları.....	3
2.MATERYALLER VE YÖNTEMLER	4
2.1.Talep Tahmini ve Tahmin Yöntemleri.....	4
2.1.1.Nitel Tahmin Yöntemleri	4
2.1.2.Nicel Tahmin Yöntemleri	5
2.1.2.1.Zaman Serileri Yöntemleri	5
2.2.Hata Ölçütleri.....	9
2.3. Genetik Algoritma	10
2.3.1. Genetik Algoritma Çalışma Prensipleri	11
2.3.1.1. Başlangıç Populasyonu	12
2.3.1.2. Amaç Fonksiyonu (Uygunluk Değeri).....	12
2.3.1.3. Doğal Seçilim.....	12
2.3.1.4. Çaprazlama	13
2.3.1.5. Mutasyon	15
2.3.1.6. Bitiş Kriterleri	17
2.3.1.7. En iyi Sonuç	18
3. BULGULAR.....	19
3.1.Elektrik Yük Tahmini	19
3.1.1. Veri	19
3.1.2. Holt-Winters Yönteminin Gerçekleştirilmesi	20
3.1.3. Holt-Winters ile Genetik Algoritma Entegrasyonu	20
3.1.4.Yıllık Verilerin Sonuçları.....	20

3.1.5.Çeyrek Dönemlik Verilerin Sonuçları	32
3.1.6 Yük tahmini genel değerlendirmesi	43
4.TARTIŞMA-SONUÇ VE ÖNERİLER.....	45
KAYNAKLAR	47
EK A.....	52
EK B.....	55
ÖZGEÇMİŞ.....	58



TABLÖLAR LİSTESİ

Sayfa

Tablo 3.1: Kömürden üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	22
Tablo 3.2: Geleneksel Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler.....	23
Tablo 3.3: Yakıtlarla üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	24
Tablo 3.4: Pompaj Depolamalı Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler.....	25
Tablo 3.5: Doğal gazdan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	26
Tablo 3.6: Nükleer enerjiden üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	27
Tablo 3.7: Diğer gazlardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	28
Tablo 3.8: Diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	29
Tablo 3.9: Diğer kaynaklardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	30
Tablo 3.10: Petrokok ile üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	31
Tablo 3.11: Petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	32
Tablo 3.12: Kömürden üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	33
Tablo 3.13: Geleneksel Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler.....	34
Tablo 3.14: Yakıtlarla üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	35
Tablo 3.15: Pompaj Depolamalı Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler.....	36
Tablo 3.16: Doğal gazdan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	37
Tablo 3.17: Nükleer enerjiden üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	38
Tablo 3.18: Diğer gazlardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	39
Tablo 3.19: Diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	40
Tablo 3.20: Diğer kaynaklardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	41
Tablo 3.21: Petrokok ile üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....	42

Tablo 3.22:Petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler.....43

Tablo 3.23:Genel görünüm.....44



ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1:Genetik Algoritma Basamakları.....	12
Şekil 2.2:Tek Noktalı Çaprazlama.....	15
Şekil 2.3:Çok Noktalı Çaprazlama.....	15
Şekil 2.4:Pozisyona Dayalı Çaprazlama.....	16
Şekil 2.5:Sıraya Dayalı Çaprazlama.....	16
Şekil 2.6:Basit dönüşümün uygulanması.....	17
Şekil 2.7:Komşu iki genin dönüşümü.....	17
Şekil 2.8:Keyfi iki genin dönüşümü.....	18
Şekil 2.9:Keyfi üç genin dönüşümü.....	18
Şekil 2.10:Araya gen ekleyerek gen dönüşümü.....	18
Şekil 3.1:Nükleer Enerji İterasyon-MAD grafiği.....	21
Şekil 3.2:Kömürden üretilen elektrik tahmini.....	22
Şekil 3.3:Geleneksel hidroelektrik tahmini.....	23
Şekil 3.4:Yakıtlarla üretilen elektrik tahmini.....	24
Şekil 3.5:Pompaj Depolamalı Hidroelektrik tahmini.....	25
Şekil 3.6:Doğal gazdan üretilen elektrik tahmini.....	26
Şekil 3.7:Nükleer enerjiden üretilen elektrik tahmini.....	27
Şekil 3.8:Diğer gazlardan üretilen elektrik tahmini.....	28
Şekil 3.9:Diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmini.....	29
Şekil 3.10:Diğer kaynaklardan üretilen elektrik tahmini.....	30
Şekil 3.11:Petrokok ile üretilen elektrik tahmini.....	31
Şekil 3.12:Petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahmini.....	32
Şekil 3.13:Kömürden üretilen elektrik tahmini.....	33
Şekil 3.14:Geleneksel hidroelektrik tahmini.....	34

Sayfa

Şekil 3.15: Yakıtlarla üretilen elektrik tahmini.....	35
Şekil 3.16: Pompaj Depolamalı Hidroelektrik tahmini.....	36
Şekil 3.17: Doğal gazdan üretilen elektrik tahmini.....	37
Şekil 3.18: Nükleer enerjiden üretilen elektrik tahmini.....	38
Şekil 3.19: Diğer gazlardan üretilen elektrik tahmini.....	39
Şekil 3.20: Diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmini.....	40
Şekil 3.21: Diğer kaynaklardan üretilen elektrik tahmini.....	41
Şekil 3.22: Petrokok ile üretilen elektrik tahmini.....	42
Şekil 3.23: Petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahmini.....	43

1.GİRİŞ

Dünya genelindeki nüfus artışı, teknolojinin ilerlemesi, sanayinin büyümesi gibi sebepler enerji ihtiyacını gün geçtikçe artırmaktadır. Dünyanın gelişen ekonomileri arasında yer alan ülkemizde de enerjiye olan bu ihtiyacın arttığı görülmektedir ve bu ülkelerin başında gelmektedir [1].

Enerjiye olan ihtiyacın artması ile doğru orantılı olarak bu enerjiyi karşılayabilmek için üretimin de artması gerekmektedir. Dünyada enerji üretiminde en büyük pay sahibi %87 ile petrol, doğal gaz, kömür gibi fosil yakıtlardır. Geriye kalan %13'lük kısmını ise nükleer enerji ve yenilenebilir kaynaklar oluşturmaktadır [2]. Ülkemizde elektrik üretimi 2018 verilerine göre, %37.3'ü kömür, %29.8'i doğal gaz, %19.8'i hidrolik enerji, %6.6'sı rüzgar, %2.6'sı güneş, %2.5'i jeotermal ve %1.4'ü diğer enerji kaynaklarından elde edilmiştir [3]. Veriler incelendiğinde elektrik üretiminde en büyük pay sahibi fosil yakıtlar yani tükenbilir enerji kaynaklarıdır. Bu durum hem farklı enerji kaynakları bulmaya hem elektrik enerjisini iktisatlı kullanmaya [4] hem de enerji ihtiyacını önceden tahmin edip ona göre önlemler almaya sevk etmiştir.

Talebin önceden kestirilmesi, tahmin edilmesi son zamanlarda çok önem kazanmıştır. İnsanların ihtiyaçlarının artması üreticilerin bu ihtiyaçları önceden tahmin edip ona göre bu ihtiyaçları karşılaması en önemli faktör haline gelmiştir. Bu durum insanları talep tahmini için birçok yazılım geliştirmeye sevk etmiştir. Netice olarak birçok tahmin yöntemi ortaya çıkmıştır. Bunlardan bazıları; Winters Üstel Düzeltme, ARIMA modelleri gibi zaman serisi teknikleri [5], Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları gibi yapay zeka teknikleri [6], Genetik Algoritma gibi optimizasyon teknikleri [7], Regresyon gibi istatistiki modellerdir [8]. Bunlar da kendi içerisinde bölümlere ayrılmaktadır [9].

Holt-Winters Üstel Düzeltme yöntemi geçmiş zaman verilerini kullanarak gelecek dönemlere yönelik tahminler yapmaktadır. Winters Üstel Düzeltme yönteminin doğru tahminler yapabilmesi için bu yöntemde kullanılan katsayıların doğru tespit edilmesi gerekmektedir. Yapılan bu tez çalışmasında Winters için önemli olan bu katsayıların Genetik Algoritma ile tespit edilmesi amaçlanmıştır.

1.1. Literatür Çalışması

Nüfusun artması, sanayi ve teknolojinin enerjinin önemini gün geçtikçe artırmaktadır [1]. Bununla birlikte elektrik üretiminde kullanılan kaynakların tükenebilir ve dışarıdan alınması insanları farklı çözüm yolları aramaya yönlendirmiştir. Bu çözüm yollarından bir tanesi üretim ve tüketim dengesinin sağlanmasıdır [10]. Tüketim miktarının önceden tahmin edilmesi elektrik üretiminde önceden tedbirler alınmasına büyük kolaylıklar sağlamaktadır [11]. Yani elektrik tahmininin gerçeğe yakın sonuçlar vermesi daha az elektrik kesintisi, daha az elektrik ücreti ve üretimde daha az tükenebilir kaynak kullanmak demektir [12]. Elektrik tahmininde birçok yöntem kullanılmaktadır. Genetik Algoritma ile elektrik tahmini [11], Yapay Sinir Ağları ile elektrik tahmini [13], ARIMA modeli ile elektrik tahmini [14], Holt-Winters Üstel Düzeltme Yöntemi ile elektrik tahmini bunlardan bazılarıdır [13].

Winters Üstel Düzeltme Yöntemi ve diğer tahmin yöntemlerinin karşılaştırıldığı birçok çalışma yapılmıştır. Örneğin; Boltürk(2013) elektrik talep tahmininde kullanılmak üzere Hareketli Ortalama, Üstel düzeltme, HoltWinters Modeli, ARIMA, Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları ve regresyon yöntemlerine başvurmuştur. Çalışmalar sonucunda Holt-Winters yönteminin orta ve kısa vadeli tahminlerde düşük hatalı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir [13]. Yine Sosyal ve Ömürgönülşen(2010) Türk turizm sektörü talep tahmini üzerine yaptıkları bir çalışmada Hareketli Ortalama, Basit Üstel Düzeltme, Holt-Winters zaman serisi yöntemlerini kullanmışlardır. Sonuçta Winters yönteminin mevsimsellik ve trend içerdiği için diğer yöntemlerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir [15]. Başka bir turizm modellemesinde Çuhadar(2014) Muğla iline yönelik dış turizm talebinin modellenmesinde Üstel Düzeltme ve Box-Jenkins yöntemlerini kullanmıştır. En başarılı sonucu Winters yönteminin verdiği gözlemlenmiştir [16]. Başka bir çalışmada Irmak, Köksal ve Asilkan(2012), hastanelerin gelecekteki hasta yoğunluklarının tahmin edilmesinde Üstel Düzeltme, ARIMA ve Yapay Sinir Ağları yöntemlerini kullanmışlardır. Belirlenen kriterlerin çoğunda Winters yöntemi başarılı sonuçlar gösterdiği gözlemlenmiştir [17]. Bunların dışında bankaların altın rezervlerinin incelenmesi [18], doğal gaz talep tahmini [19], giyim endüstrisi talep

tahmini [20], sosyal güvenliğin önemli deęiřkenlerinin analizi [21], su tüketimi tahmini [22], mobil aęalar için trafik tahmini [23], döviz kuru deęiřimlerini inceleme [24] daha birçok alanda alıřma yapılmıřtır.

Genetik Algoritma maksimizasyon ve minimizasyon problemlerinin özümünde ok büyük öneme sahiptir. Birok alanda kullanılmaktadır. En ok bilinen gezgin satıcı problemidir [25]. Yine elektrik tahmininde [26], insansız hava araçlarında [27], acil servis sistemlerinde [28], demir yolu trafik kontrolünde [29] kullanılmaktadır.

Literatür taramasında Holt-Winters Üstel Düzeltme Yöntemindeki parametrelerin Genetik Algoritma ile tespit edilmesi konusunda sadece bir alıřma yapılmıř olup [30], ülkemizde bu konuda bir alıřma yapılmamıřtır. Bu nedenle ilk olma özelliğini taşımaktadır.

1.2. alıřmanın Ana Hatları

İlk bölümde Holt-Winters Üstel Düzeltme Yöntemi, elektrik tahmini ve genetik algoritma konularında literatür alıřması yapılacaktır. İkinci bölümde Tahmin ve tahmin yöntemleri anlatılacaktır. Üüncü bölümde genetik algoritma konusuna deęinilecektir. Dördüncü bölümde elektrik tahmini yapılp sonuçlar yorumlanacaktır. Beřinci bölümde ise yapılan alıřmanın deęerlendirmesi yapılacaktır.

.

2.MATERYALLER VE YÖNTEMLER

2.1.Talep Tahmini ve Tahmin Yöntemleri

Talep tahmini, tüketicilerin ilerde ne kadar mal ve hizmet talebinde bulunacaklarını önceden kestirmektir. Bu talep tahmini, işletmenin üretimdeki seviyesini belirlemede esas oluşturur. Ürünlerden hangilerinin üretileceği, bununla beraber tüketicilerin ne kadar bu ürünlerden talep edecekleri ve genellikle bu talebin hangi tarihlerde gerçekleşebileceği talep tahminleriyle önceden tespit edilebilir [31].

Tahmin yöntemleri, literatürde farklı şekillerde ele alınmıştır ama esas olarak iki grupta toplayabiliriz:

1.Nitel (Kalitatif) Yöntemler

2.Nicel (Kantitatif) Yöntemler

Genel olarak nicel yaklaşımların girdisi, çeşitli zaman aralıklarında toplanmış olan verilerdir. Verilerin iyi bir şekilde analiz edilmesi, bu yöntemlerin temelini oluşturmaktadır. Nitel yaklaşımlar ise, konuyla alakalı uzmanların bilgi ve deneyimlerinden faydalanarak bu alandaki çalışmaların ne yönde olacağı, ne tür ihtiyaçlar ortaya çıkaracağı gibi konuları ele almaktadır [32].

2.1.1.Nitel Tahmin Yöntemleri

Nitel tahmin yöntemleri, alanında uzman görülen kişilerin yargılarına ve deneyimlerine dayanmaktadır. Bu tahmin yöntemlerinde bilgi işleme süreci uzmanlar tarafından yapılır. Nitel yöntemlerin kullanılmalarını zorunlu kılan bazı nedenler vardır. Bunlar [33]:

- 1.Geçmişe ait yeterli verinin bulunmaması,
- 2.Mevcut zaman serilerinin güvenilir ya da geçerli olmaması,
- 3.Makro çevrenin çok hızlı bir şekilde değişmesi,
- 4.Çevresel etkiler yönünden büyük karışıklıklar beklenmesi,

5.Uzun dönem tahminlerine ihtiyaç duyulması

Piyasada en çok başvurulanan nitel tahmin yöntemleri; Delphi Yöntemi, Senaryo Analizi, Uzman Panelleri, Morfolojik Araştırmalar, Satış Ekip Tahminleri olarak söylenebilir [34].

2.1.2.Nicel Tahmin Yöntemleri

Nicel tahmin yöntemleri, geçmiş gözlem değerlerine bağlı olarak analizler yapan tahmin yöntemlerini kapsamaktadır. Bu yöntemler genel olarak iki gruba ayrılmaktadır [35]:

1.Zaman Serisi Yöntemleri

2.İlişkiye Dayalı (Nedensel) Yöntemler

2.1.2.1.Zaman Serileri Yöntemleri

Zaman serileri yöntemleri, geçmişe ait gözlemlere dayanarak geleceğe dair tahminlerde bulunma temeline dayanır. Geçmişe dair bu gözlemler belli aralıklarla toplanmış istatistiksel verilerle yapılır. Bu yöntemlerde gelecek tahminiyle birlikte geçmiş dönemlerin incelenmiş olması; geçmişe ait olumlu ve olumsuz gelişmelerin tespit edilmesine ve nedenlerinin bulunmasına ve bu yanlışların tekrar yapılmaması noktasında fayda sağlamış olur [36].

Zaman serilerinin geleceğe dair tahminlerinde çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bu yöntemler zaman serilerinin ayrıştırılması, üstel düzeltme yöntemleri, ARIMA yöntemi gibi geçmiş veriyi kullanan yöntemlerdir. Bu tez çalışmasında Winters Üstel Düzleştirme (Winters' xponential Smoothing) yöntemi üzerinde durulacaktır. Düzeltme yöntemlerinin gelişimini göstermek açısından, tezin bu aşamasında üstel düzeltme yöntemleri genel olarak gösterilmiştir.

2.1.2.1.1. Hareketli Ortalamalar yöntemi(Moving Averages Method)

Hareketli Ortalamalar Yöntemi, en son elimizde mevcut olan gerçek değerlerin ortalamalarını alarak tahmin yapan bir yöntemdir [37]. Bu yöntemde yeni veriler

geldikçe modele dâhil edilir ve en eski veriler modelden çıkarılır. Bununla birlikte bu yöntem, mevsimsellik ve trend içeren verilerde çok iyi sonuçlar vermemektedir [38].

$$\overline{Y}_{t+1} = \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-k+1}}{k} \quad (2.1)$$

$\overline{Y}_{t+1}$ = Gelecek dönem için yapılan tahmin değeri

Y_t = t anındaki gerçek değeri

k = hareketli ortalamaya girecek veri sayısı

2.1.2.1.2 Basit Üstel Düzeltme Yöntemi

Basit üstel Düzeltme Yöntemi, temel olarak geçmiş verilerin ortalamasını alarak tahmin yapar. Ancak üstel azalan bir mantıkla geçmişteki değerlerin ortalamasını alır [38]. Bu yöntem Hareketli Ortalamalar Yöntemi gibi mevsimsellik ve trend içeren verilerde çok iyi sonuçlar vermemektedir [15].

$$\overline{y}_{t+1} = \alpha \cdot Y_t + (1 - \alpha) \cdot \overline{y}_t \quad (2.2)$$

$\overline{y}_{t+1}$ = Bir sonraki dönem için yapılan öngörü değeri

Y_t = Bu dönemin gerçek değeri

$\overline{y}_t$ = Bu dönem için yapılmış olan öngörü değeri

α = Düzleştirme katsayısı (smoothing constant), $(0 < \alpha < 1)$

2.1.2.1.3. Holt'un İki Parametrelili Trend Modeli

Holt'in iki parametrelili çift üstel düzeltme modeli diğer modellere göre biraz karmaşık görünmektedir. Bunun sebebi bu yöntemin trendi de konuya dahil etmesidir [38]. Holt'un iki parametrelili trend modeli, aşağıdaki denklemler kullanılarak uygulanır [38]:

$$S_t = \alpha \cdot Y_t + (1 - \alpha) \cdot (S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.3)$$

$$b_t = \beta \cdot (S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta) \cdot b_{t-1} \quad (2.4)$$

$$F_{t+m} = S_t + b_t \cdot m$$

α =seviye düzleştirme sabiti

S_t =t dönem sonundaki düzleştirme

β =trend düzleştirme sabiti ($0 < \beta < 1$)

b_t =t dönem içindeki düzleştirme trendi

m=tahmin ufku(genişliği)

2.1.2.1.4.Winters Üstel Düzleştirme Metodu

Winters Üstel Düzeltme Yöntemi, verilerdeki son değişimleri ve sıçramaları nazarı dikkate almaktadır. Bu sıçramalar, rasgele değişimler, açıklanamayan etkiler ve önceden sezilemeyen gözden kaçırılmış gelişmelerden oluşmaktadır. Geçmiş dönem değerlerinin ağırlıklı ortalaması alınarak gelecek dönem tahmin değeri olarak kullanılmaktadır. Bu yöntemde, yakın geçmiş verilerinin geleceğe etkisi eski döneme göre daha fazladır. Yani yakın geçmişteki dönemden eski döneme gidildikçe üstel azalan ağırlıklar verilmektedir [16].

Winters Üstel Düzeltme Yöntemi, trend ve mevsimsel etki içinde barındıran zaman serilerinde kullanmak için geliştirilmiştir. Bu yöntemi serinin trendine, ortalama düzeyine ve mevsimsel bileşenine uygulamak mümkündür [18].

Holt'un iki parametre modeline mevsimselliğin eklenmesiyle oluşmuştur. Bu yüzden Holt-Winters yöntemi diye de adlandırılır. Bu yöntemde kullanılan denklemler [35]:

$$S_t = \alpha \cdot \left(\frac{Y_t}{I_{t-L}} \right) + (1 - \alpha) \cdot (S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.5)$$

$$b_t = \beta \cdot (S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta) \cdot b_{t-1} \quad (2.6)$$

$$I_t = \gamma \cdot \left(\frac{Y_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma) \cdot I_{t-L} \quad (2.7)$$

$$\overline{Y_{t+m}} = (S_t + b_t \cdot m) \cdot I_{t-L+m} \quad (2.8)$$

Y_t = t dönemi sonunda gerçek talep değeri

α = S_t için kullanılan düzeltme sabiti ($0 < \alpha < 1$)

S_t = mevsimsel tahmini

β = trend tahmini için düzeltme sabiti ($0 < \beta < 1$)

b_t = trend tahmin değeri

I_{t-L} = L dönem önceki düzeltilmiş mevsimsel indeks

L = mevsimsel döngünün uzunluğu (örneğin 12 ay veya dört çeyrek)

γ = mevsimsellik tahmini için düzeltme sabiti ($0 < \gamma < 1$)

I_t = t dönemi sonunda düzeltilmiş mevsimsel indeks

m = y_{t+m} tahminin ufuk uzunluğu (genişliği)

Modelin Devam Eden Kullanımı: Modeli başlattıktan sonra, Winters yöntemi aşağıdaki gibi kullanılır.

1. t süresi sonunda gerçek talep olan Y_t kaydedilir.
2. Bu değeri t-zamanında düzeltilmiş değeri hesaplamak için 2.5 denkleminde uygulayın. Şu anda denklem 2.5'deki tüm değerlerin bilindiğini unutmayın.
3. Yeni eğilimi (trend) hesaplayın, b_t .

4. Daha sonra, sezon endeksinin en yeni değeri olan I_t değerini hesaplayın. Sonra bunu ve önceki endeksleri ayarlayın, böylece mevsimsel veya her yılki periyotların sayısını toplayın. Bu değerler bir sonraki tahmin döngüsünde kullanılacaktır.

5. 2.8 sayılı denklemi kullanarak gelecekteki satışları tahmin edin.

Winters yönteminde düzeltme katsayı değerlerinin belirlenmesi çok önem arz etmektedir. Bu katsayıların belirlenmesindeki gaye; bu yöntemin hata kareleri ortalamalarını en küçük yapacak düzeltme değerlerini elde etmektir. “Acaba hangi yöntemi kullanarak en iyi düzeltme değerlerini bulabiliriz” düşüncesi bu tezin temelini oluşturmaktadır.

2.2.Hata Ölçütleri

Hata ölçütleri, zaman serisinin gerçek davranışı ile tahmin değerleri arasındaki ilişkileri yorumlamamızı sağlar ve en iyi düzeltme sabitlerini bulamamıza yardımcı olur. Talep tahminlerinde en çok kullanılan hata ölçütleri; ortalama mutlak sapma(mean absolute deviation-MAD), ortalama mutlak yüzde hata(mean absolute percetage error-MAPE), ortalama yüzde hata(mean percetage error-MPE) ve ortalama hata kareler(mean squared error-MSE) değerleridir [15].

$$MAD = \left(\frac{1}{n}\right) \cdot \sum_{t=1}^n |Y_t - \bar{Y}_t| \quad (2.9)$$

$$MPE = \left(\frac{1}{n}\right) \cdot \sum \left(\frac{Y_t - \bar{Y}_t}{Y_t}\right) \cdot 100 \quad (2.10)$$

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \bar{Y}_t|}{Y_t} \cdot 100 \quad (2.11)$$

Y_t = Gerçek değer

$\bar{Y}_t$ = Tahmin değeri

n= dönem sayısı

2.3. Genetik Algoritma

Genetik Algoritma, canlıların yaşam serüvenini göz önünde bulundurur. Nesil olarak iyi olanlar yaşamlarını korur ama iyi olmayan(kötü) nesiller yaşamlarını koruyamaz ve yok olurlar. Genetik algoritma bu prensipler çerçevesinde hareket eder. Modelleme işleminin matematiksel olarak yapılamadığı net bir çözümün olmadığı kısıtlı problemlerin çözümünde kullanılır [39].

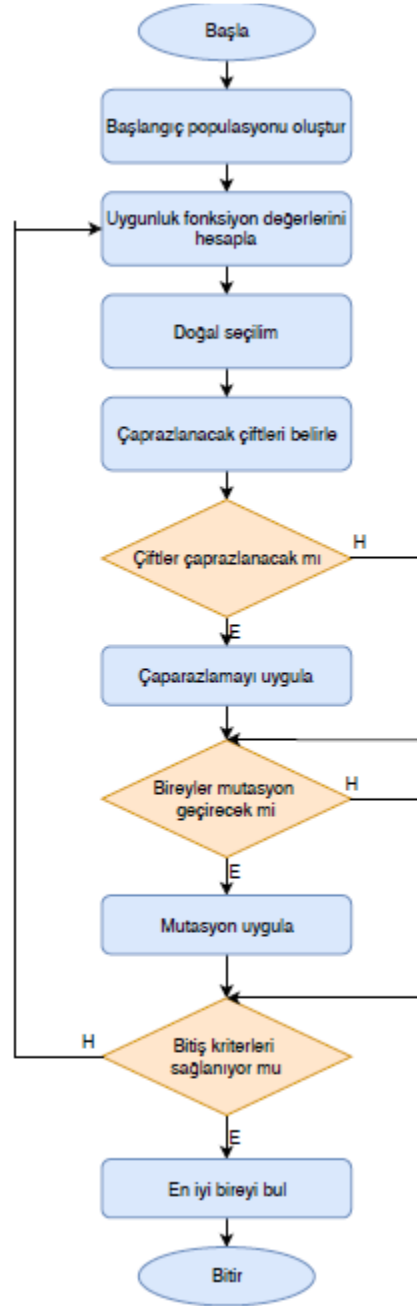
Genetik Algoritma modelleme ve problem çözme alanlarında kullanılırken bugün kullanım alanları gittikçe genişlemektedir. Mesela; Gezgin Satıcı Problemi, Makine ve Robot Öğrenmesi, Optimizasyon, Finans ve Pazarlama, Elektronik Devre Tasarımı, Görüntü kontrolü, Yapay Sinir Ağları, Paketleme Problemleri gibi alanlarda kullanılmaktadır [40].

Genetik algoritma, şu dört noktada diğer optimizasyonlardan farklılık gösterir[41]:

- 1.GA parametrelerle değil, kodlanmış parametre grubuyla ilgilenir.
- 2.GA arama işlemine bir noktada değil bir nokta grubunda başlar.
- 3.Bu yüzden yerel optimumla meşgul olmadan çalışabilir.
- 4.Geçiş kuralları olarak rastlantısal geçiş kuralları kullanılır.

Genetik algoritmalar şu gelen parametrelerden oluşur(şekil 2.1); çaprazlama ve çaprazlama oranı, mutasyon ve mutasyon oranı, popülasyon büyüklüğü, seçim, kodlama gibi parametrelerdir [42]. Çaprazlama oranı yüksek olmakla beraber mutasyon oranı çok düşük olmalıdır. Yine çok büyük bir popülasyon büyüklüğü çoğunlukla GA'yı değiştirmez(Çözüm hızı bakımından). Seçim noktasında çoğunlukla rulet tekerleği kullanılır, bununla birlikte elitizm, rank seçimi ve kararlı durum yöntemleri de kullanılır [39].

2.3.1. Genetik Algoritma Çalışma Prensibi



Şekil 2.1. Genetik Algoritma Basamakları

2.3.1.1. Başlangıç Populasyonu

Genetik Algoritmayı diğer arama yöntemlerinden ayıran durum; çözümü tek noktada değil nokta kümesinde aramasıdır. Bu nedenle ilk olarak popülasyon kümesi oluşturulması gerekmektedir. Bu nedenle algoritmada kullanılması amacıyla ebeveynler(nokta kümesi) belirlenir. Yani başlangıç popülasyonu birey sayısı belirlenir [39].

2.3.1.2. Amaç Fonksiyonu (Uygunluk Değeri)

Popülasyondaki hangi gen gruplarının(kromozomların) gelecek nesle aktarılacağı ve hangilerinin öleceği uygunluk değerlerine göre belirlenir. Yani kromozomların, başarı derecesini gösteren bir değerlendirme işlemidir. Maksimizasyon(çoklama problemi) ve minimizasyon(kısıtlı problemi) için uygunluk işlevi birbirinden farklı yöntemler kullanılarak bulunur [39].

2.3.1.3. Doğal Seçim

Doğal seçim operatörü ile güçlü olan bireylerin hayatlarına devam etmesi ve bu bireylerin güçlü çocuklar oluşturması hedeflenir [43]. İşte bu noktada hangi bireylerin sonraki nesle aktarılacağı bazı seçim operatörleri ile sağlanır. Bunlardan bazıları; Rulet Çarkı Yöntemi(en çok kullanılan), Sıralı Seçim Yöntemi, Turnuva Yöntemi ve Elitizm Yöntemleridir [39].

2.3.1.3.1. Rulet Çarkı Yöntemi

Rulet Çarkı, en çok kullanılan seçim operatörüdür. Rulet çarkı maksimizasyon yani en büyükleme problemleri için çalışan bir operatördür. Yani amaç fonksiyonu(uygunluk değeri) ne kadar büyükse hayatta kalma olasılığı o kadar büyük demektir. Rulet çarkı çalışma prensibi şu gelen basamaklara göredir [44]:

- 1.Bütün fonksiyonlar için amaç fonksiyonunun aldığı değer hesaplanır(f_i).
- 2.Amaç fonksiyonunun toplam değeri bulunur($\sum f$).
- 3.Her gen grubunun(kromozomun) hayatta kalma olasılığı $p_i = f_i / \sum f$ bulunur.

4.Hayatta kalma için birikimli olasılıkları hesaplanır.

5.Rassal sayı atılır(birey sayısı kadar).

6.Atanan rassal sayılara denk gelen kromozomlar yeni bireylerdir.

2.3.1.3.2. Sıralı Seçim Yöntemi

Popülasyondaki kromozomlar uygunluk değerleri vasıtasıyla iyiden kötüye azalacak şekilde sıralanır ve sıralama kullanılarak olasılıklar belirlenir. Bir rassal sayı atanarak yeni nesilde olacak bireyler belirlenir [45].

2.3.1.3.3. Turnuva Yöntemi

Rasgele, popülasyondan bir grup kromozom seçilir. Seçilen bu grupta en iyi uygunluk değeri olan kromozom yeni popülasyona kopyalanır. Popülasyon büyüklüğüne ulaşana kadar bahsedilen işleme devam edilir [39]

2.3.1.3.4. Elitizm Yöntemi

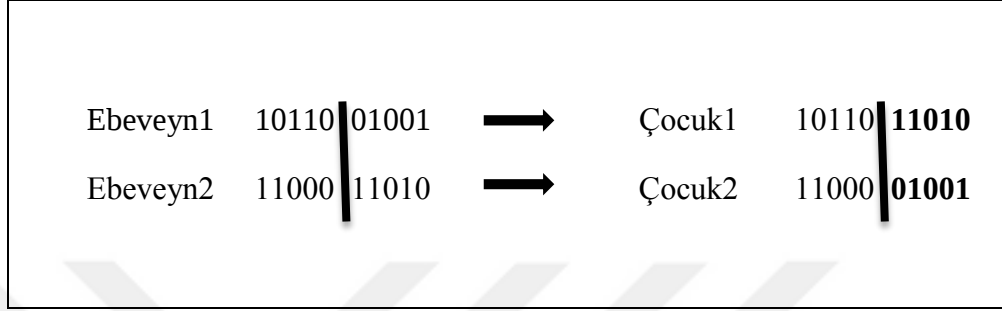
Güçlü olan bireyin gelecek nesilde bulunmasını kesinleştirmek ve nesilleri daha güçlü yapmak için kullanılır. Dönüşüm ve çaprazlama uygulandıktan sonra güçlü olan birey oluşturulan nesilde bulunmuyorsa, oluşturulan nesildeki güçsüz birey öldürülür ve önceki nesilde bulunan güçlü birey bu nesle aktarılır [45].

2.3.1.4. Çaprazlama

Genetik algoritma işlemindeki en önemli adımdır. Gayesi popülasyonda mevcut olmayan bireyleri oluşturarak birey çeşitliliğini sağlamaktır [45]. Yani iki bireyin(kromozomun) karşılıklı gen alış verişi yaparak yeni bireylerin meydana gelmesini sağlamaktır. Gen alış verişi yapılmadan önce çaprazlanma olasılığı belirlenmelidir [39]. Çaprazlama olasılığı çoğunlukla 0.6-1.0 arasında seçilir. Bu olasılık her nesil için farklılık gösterebilir. Yine bu olasılığın büyük olması en iyi çözümden uzaklaşılmasına, küçük olması ise yavaş bir şekilde sonuca ulaşılmasını sağlar [45]. Birçok çaprazlama yöntemi kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları; Basit Çaprazlama(tek noktalı-çift noktalı çaprazlama), Kısmi Planlı Çaprazlama, Sıralı Çaprazlama, Pozisyon Tabanlı Çaprazlama gibi yöntemlerdir [44].

2.3.1.4.1. Tek Noktalı Çaprazlama

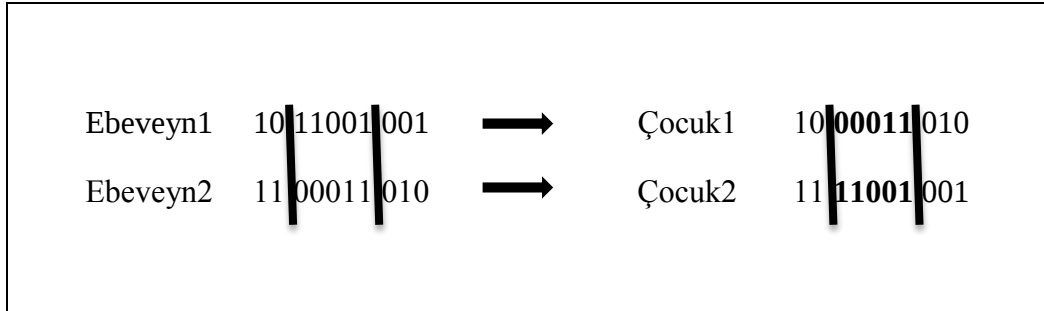
Tek Noktalı Çaprazlama(şekil.2.2), çaprazlama noktası 1 ile n-1 arasında rasgele olarak seçilir. Seçilen bu çaprazlama noktasından sonraki genler yer değiştirilerek iki yeni birey oluşturulur [39].



Şekil 2.2. Tek Noktalı Çaprazlama

2.3.1.4.2. Çok Noktalı Çaprazlama

Çok noktalı Çaprazlama(şekil 2.3), çaprazlama noktası 1 ile n-1 arasında birden fazla rasgele nokta seçilerek yapılır. Seçilen bu çaprazlama noktaları arasında kalan kısımlar yer değiştirilerek yeni birey oluşturulur [39].



Şekil 2.3. Çok Noktalı Çaprazlama

2.3.1.4.3. Pozisyona Dayalı Çaprazlama

Pozisyona Dayalı Çaprazlama(şekil 2.4), sabit olacak genleri belirleme de kullanılan bir yapı(kalıp) vardır. Kalıbın belirttiği noktalar değişmezken diğer diğer noktalardaki genler yer değiştirir. Böylece yeni bireyin oluşumu sağlanır [39].

Ebeveyn1	347110489233
Ebeveyn2	001472892100
Kalıp	111000110010
	↓ ↓
Çocuk1	347472482130
Çocuk2	001110899203

Şekil 2.4. Pozisyona Dayalı Çaprazlama

2.3.1.4.4. Sıraya Dayalı Çaprazlama

Şekil 2.5'te görüldüğü gibi; kalıpta 1'lerin gösterdikleri genler kullanılacak çaprazlama değerlerini gösterir. Ebeveyn 2'de 7, 2, 3 çaprazlanacak değerlerdir. Ebeveyn 1'de 2, 3, 7 ile aynı sıralı şekilde genler yer değiştirir [39].

Ebeveyn1	123456789045
Ebeveyn2	746128353196
Kalıp	100010100000
	↓ ↓
Çocuk1	172456389045
Çocuk2	146528373196

Şekil 2.5. Sıraya Dayalı Çaprazlama

2.3.1.5. Mutasyon

Genetik Algoritmada döngü belli bir değere geldikten sonra bireyler birbirlerine benzemeye başlamaktadır. Bu durum çözümün daralmasına sebep olmaktadır. Sonuç olarak nesil ilerledikçe birey çeşitliliği sağlanamaz duruma gelmektedir. İşte bu

durumda bireylerin genlerine rasgele yer değişikliği yaptırılır ve bu şekilde birey çeşitliliği sağlanır [39].

Bu operatörde en önemli faktör, dönüşüm olasılığı faktörüdür. Yani bir genin dönüşüm geçirme olasılığıdır. Genel olarak dönüşüm olasılığı 0.001-0.01 değerleri arasından seçilir[45]. Bazı dönüşüm yöntemleri şunlardır; Basit Dönüşüm, Komşu iki işi değiştirme, Keyfi iki işi değiştirme, Keyfi üç iş değiştirme ve Araya gen ekleyerek değiştirme yöntemleridir.

2.3.1.5.1. Basit Dönüşüm

Şekil 2.6’da görüldüğü gibi herhangi bir gen seçilerek değiştirilir [39].

Değişim Öncesi			Değişim Sonrası	
Çocuk1	10110 <u>1</u> 1010	→	Çocuk2	10110 <u>0</u> 1010

Şekil 2.6. Basit dönüşümün uygulanması

2.3.1.5.2. Komşu İki İş Dönüşüm

Şekil 2.7’de görüldüğü gibi herhangi iki komşu gen seçilerek yer değiştirilir [39].

Değişim Öncesi			Değişim Sonrası	
Çocuk1	257 <u>19</u> 432	→	Çocuk2	257 <u>91</u> 432

Şekil 2.7. Komşu iki genin dönüşümü

2.3.1.5.3. Keyfi İki İş Dönüşüm

Şekil 2.8’de görüldüğü gibi herhangi iki genin yerleri değiştirilir [39].

Değişim Öncesi			Değişim Sonrası	
Çocuk1	2 <u>5</u> 719 <u>4</u> 32	→	Çocuk2	2 <u>4</u> 791 <u>5</u> 32

Şekil 2.8. Keyfi iki genin dönüşümü

2.3.1.5.4. Keyfi Üç İşi Dönüşüm

Şekil 2.9’da görüldüğü gibi herhangi üç genin yerleri değiştirilir [39].

Değişim Öncesi			Değişim Sonrası	
Çocuk1	25719432	→	Çocuk2	24759132

Şekil 2.9. Keyfi üç genin dönüşümü

2.3.1.5.5. Araya Gen Ekleyerek Dönüşüm

Şekil 2.10’da görüldüğü gibi herhangi bir gen seçilerek rasgele sağa veya sola kaydırılması gerçekleştirilir [39].

Değişim Öncesi			Değişim Sonrası	
Çocuk1	25719432	→	Çocuk2	235791432

Şekil 2.10. Araya gen ekleyerek gen dönüşümü

2.3.1.6. Bitiş Kriterleri

Yukarıda anlatılan adımlar tamamlandıktan sonra döngünün sonlandırılması için bazı kriterler belirlenebilir. Bu kriterler farklılık gösterebilir. Bu kriterler:

- 1.İstenilen nesil sayısına ulaşıldıktan sonra döngüler bitirilir ve kimin en çok uygunluk gösterdiği incelenir [46].
- 2.Uygunluk fonksiyonunda görülen iyileşme belirli bir değerin altına indiğinde işlem sonlandırılır [46].
- 3.Döngü için belirli bir süre tayin edilir ve bu süre bittiğinde döngü sonlandırılır [45].
- 4.Uygunluk fonksiyonu için bir değer belirtilir ve bu değerden sonraki ilk döngüde işlem sonlandırılabilir [46].

2.3.1.7. En iyi Sonuç

Bir önceki başlıkta belirtilen bitiş kriterlerine ulaşıldıktan sonra, elde edilen en iyi değer hedeflediğimiz en iyi sonuç olarak kabul edilir. Bu sonuç, problemin çözümü olarak belirtilir. Böylelikle Genetik Algoritma işlemi tamamen bitmiş olur [44].



3. BULGULAR

3.1.Elektrik Yük Tahmini

Dünya nüfusunun artması, sanayileşmenin ilerlemesi, teknolojinin gelişmesi gibi sebepler beraberinde bazı sorunları getirmiştir. Gelişmiş ülkelere bakıldığında ekonominin büyümesi ile elektrik talebinin artmasında doğrudan bağlantı vardır. Artan elektrik talebiyle birlikte enerjinin depo edilememesi ve üretildiği anda tüketilmesi elektrik talep tahmininin ne kadar önemli olduğu göstermektedir [12]. Ülkemizde elektrik üretiminde büyük pay sahibi kaynaklar dışardan tedarik edilmektedir. Doğru tahminlerin yapılması bu kaynakların kullanımında da büyük önem arz etmektedir.

Elektrik yük tahmini, geçmişteki verileri kullanarak gelecek yıllarda ne kadar elektrik ihtiyacı olabilir ve bu ihtiyaca karşı önceden nasıl önlemler alınabilir sorularının cevaplandırılmasına büyük kolaylık sağlar. Mesela yapılan tahminin düşük çıkması, önceden alınamayan önlemlerden dolayı elektrik kesintilerinin artmasına sebep olabilir.

3.1.1. Veri

ABD Enerji Bilgi İdaresi (EIA) yakın tarih ve geçmiş enerji istatistiksel verileri kullanılarak bu elektrik yük tahmini yapılmıştır. 11 farklı üretim kaynakları göz önüne alınarak onların yıllara göre üretim verileri kullanılarak tahminler yapılmıştır. Bu üretim kaynakları sırasıyla kömür, hidroelektrik, yakıtlar(fosil yakıtlar, biokütle, hidrojen, uranyum), pompaj depolamalı hidroelektrik, doğal gaz, nükleer enerji, diğer gazlar(yüksek fırın gazı, fosil yakıtlardan türetilmiş atık gazlar, propan ve sentez gazları), diğer yenilenebilir enerji kaynakları(odun, kara likör, diğer odun atıkları, biyogenik belediye katı atıkları, çöp gazı, çamur atıkları, tarım yan ürünleri, diğer biokütle, güneş enerjisi. Rüzgar enerjisi, jeotermal enerji), diğer kaynaklar(biyogenik olmayan belediye katı atıkları, piller, kükürt, lastik türevli yakıt, diğer çeşitli enerji kaynakları), petrokok ve petrol sıvıları(damıtılmış akaryakıt, artık akaryakıt, jet yakıtı, gazyağı, propan ve atık yağ)'dır. Bu tahminlerde yıllık ve çeyrek

dönemlik veriler kullanılmıştır. Bu veriler elektrik veri tarayıcısı(electricity data browser) başlığında yayınlanmaktadır [47].

3.1.2. Holt-Winters Yönteminin Gerçekleştirilmesi

Holt-Winters modelinin bilgisayar ortamına aktarılmasıyla tez çalışmasına başlanmıştır. Bu yöntemin programlanmasında Matlab programı kullanılmıştır. İlk olarak Winters yöntemiyle ilgili bir örnek [35] Matlab programında kodlanmıştır. Daha sonra bu program geliştirilerek başka bir örnekte uygulanabilecek seviye getirilmiştir. Winters yönteminin doğru tahminler yapabilmesi için α , β ve γ katsayılarının uygun olması gerekmektedir. Örnekte bu katsayılar hazır verilmiştir. İşte bu noktada bu değerlerin doğru tespit edilmesine başlanmıştır.

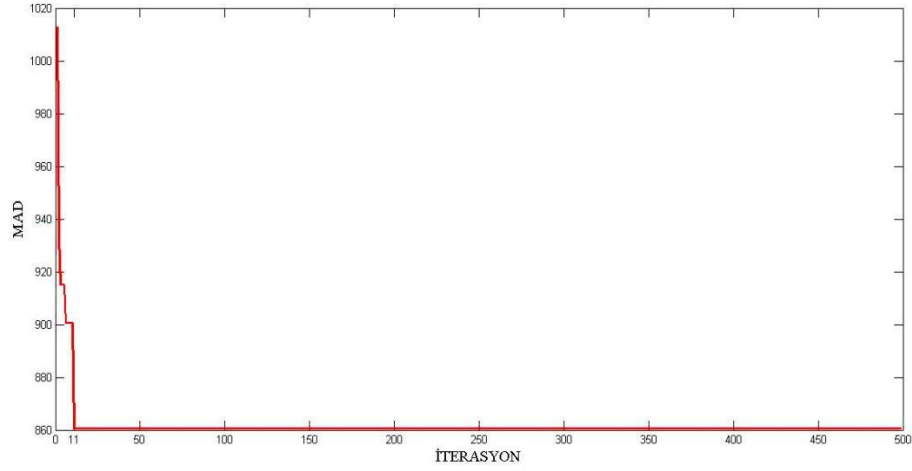
3.1.3. Holt-Winters ile Genetik Algoritma Entegrasyonu

İlk olarak Genetik Algoritma Matlab programında kodlanmıştır(EK B). Programlama aşamasında amaç fonksiyonu, hata kriterlerinin minimizasyonu olarak belirlenmiştir. Doğal seçimde Rulet Çarkı yöntemi ve çaprazlamada Tek Noktalı Çaprazlama yöntemleri kullanılmıştır. Bitiş kriteri olarak bir iterasyon sayısı belirlenmiştir (programda bu sayının kullanıcı tarafından girilmesi istenmiştir.). Bu bilgiler ışığında alt program fonksiyonu olarak kodlanan genetik algoritma adımları ana fonksiyonla yani Winters programıyla birleştirilmiştir. Bu birleşimle ortaya en iyi α , β , ve γ değerlerini bulmaya çalışan ve gerçek değerlere en yakın tahminler üretmesi istenen bir program çıkmıştır(EK A).

3.1.4.Yıllık Verilerin Sonuçları

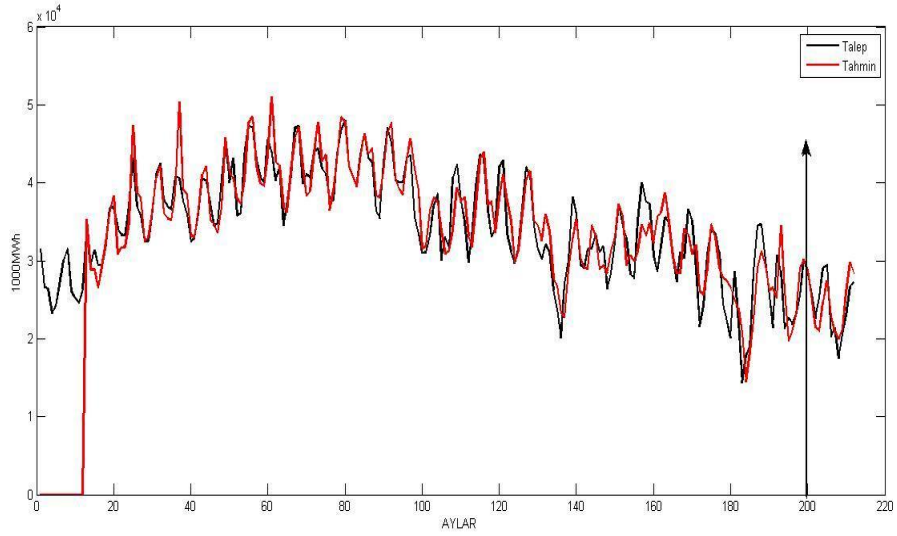
Yıllık(12 aylık) tahminlerde 18 yıllık veri kullanılarak modeller elde edilmiş ve sonrasında son 12 ayın tahmini gerçekleştirilerek test işlemi yapılmıştır. 11 farklı veri seti üzerinde iki farklı seri davranışı incelenmiş olup sonuçları gelecek sayfalarda gösterilmiştir.

Nükleer Enerji ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğinin fazla olmadığı görülmüştür(Şekil 3.1). Diğer modellerde de aynı şekiller elde edilmiştir.



Şekil 3.1. Nükleer Enerji İterasyon-MAD grafiği

İlk veri seti olan kömür ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.2 ve tablo 3.1'de gösterilmiştir. Tablo4.1'e bakıldığında hata yüzdelerinde MAPE'nin düşük çıktığı görülmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.1'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Hata yüzdelerinin düşük çıkması Şekil 3.2'ye bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerlerinin büyük ölçüde örtüştüğünü göstermektedir. Yani tahmin değerlerinin gerçek değerlere yakın sonuçlar verdiği görülmektedir.

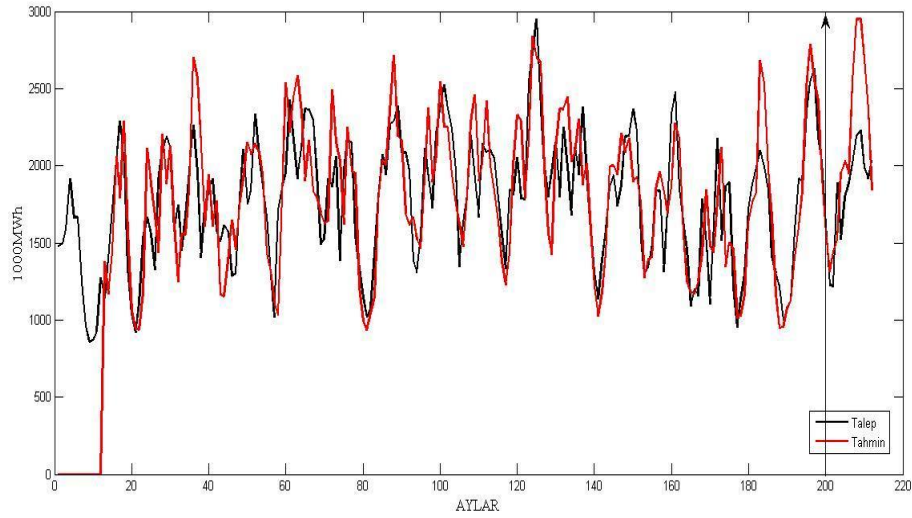


Şekil 3.2. Kömürden üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.1. Kömürden üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	2101,17	6,630	-1,450
Test	2185	9,079	-0,839
Alfa,beta,gama	0,553	0,008	0,565

Geleneksel hidroelektrik ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.3 ve tablo 4.2'de gösterilmiştir. Tablo 3.2'ye bakıldığında eğitim aşamasında hata yüzdelerinden MAPE düşük seyrederken test aşamasında yükselmiştir. Yine tablo 3.2'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, eğitim sürecinin iyi geçmesine rağmen geliştirilen programın istenilen winters katsayılarını bulamamıştır. Hata yüzdelerinin düşük çıkması Şekil 3.3'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri eğitim aşamasında büyük oranda örtüşürken test aşamasında sapma olmuştur. Yani tahmin değerlerinin gerçek değerlerle düşük oranda örtüştüğü görülmektedir.

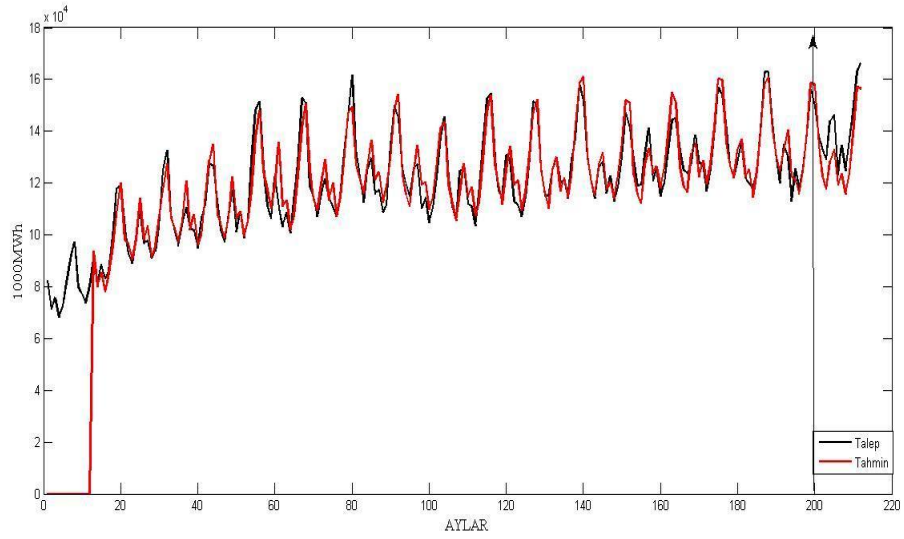


Şekil 3.3. Geleneksel hidroelektrik tahmini

Tablo 3.2. Geleneksel Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	229,35	13,006	-0,984
Test	396,806	20,9111	-16,092
Alfa,beta,gama	0,846	0,106	0,470

Yakıtlar ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.4 ve tablo 4.3'te gösterilmiştir. Tablo 3.3'e bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.3'teki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.4'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri hem eğitim hem de test aşamasında büyük oranda örtüştüğü görülmüştür. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

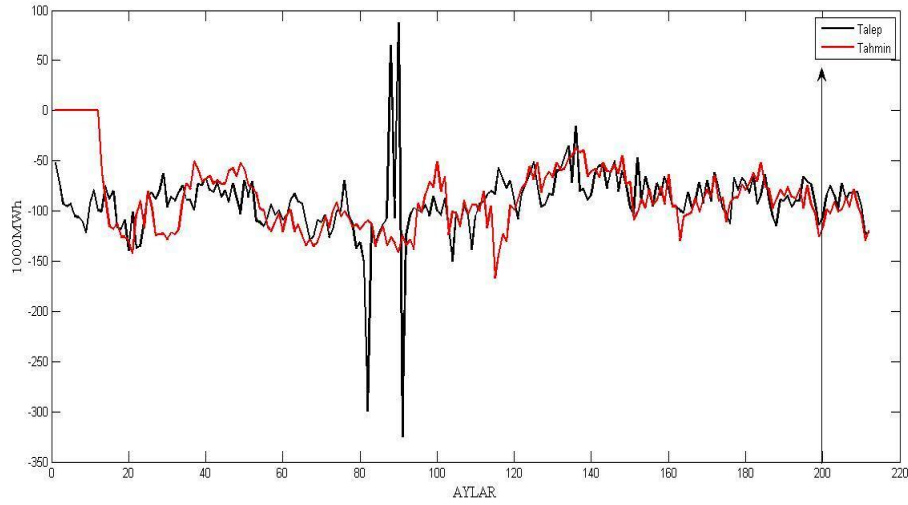


Şekil 3.4. Yakıtlarla üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.3. Yakıtlarla üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	3981,70	3,272	-0,745
Test	9634,824	6,880	6,880
Alfa,beta,gama	0,40	0,016	0,243

Pompaj Depolamalı hidroelektrik ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.5 ve tablo 3.4'de gösterilmiştir. Tablo 3.4'e bakıldığında eğitim aşamasında hata yüzdelerinden MAPE yüksek seyrederken test aşamasında düşmüştür. Yine tablo 3.4'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesiyle büyük oranda örtüşen tahmin sonuçları vermiştir. Şekil 3.5'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri arasında eğitim aşamasının dörtte üçünde sapmalar meydana gelirken diğer kısım ve test aşamasında büyük oranda örtüşme görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

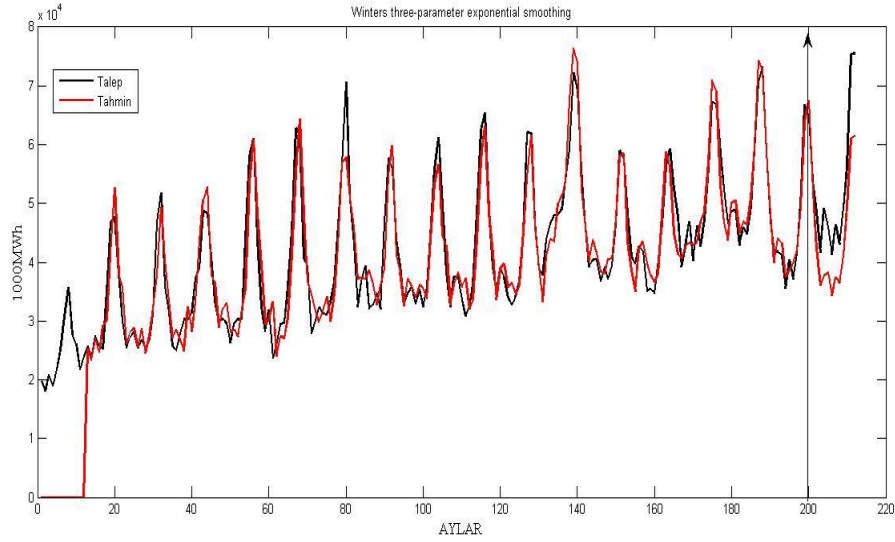


Şekil 3.5. Pompaj Depolamalı Hidroelektrik tahmini

Tablo 3.4. Pompaj Depolamalı Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	21,275	24,242	-0,677
Test	10,582	13,090	-11,697
Alfa,beta,gama	0,51	0,568	0,177

Doğal Gaz ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.6 ve tablo 3.5'de gösterilmiştir. Tablo 3.5'e bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelерinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.5'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.6'ya bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri eğitim aşamasında büyük oranda örtüşürken test aşamasında düşük oranda bir sapma meydana gelmiştir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

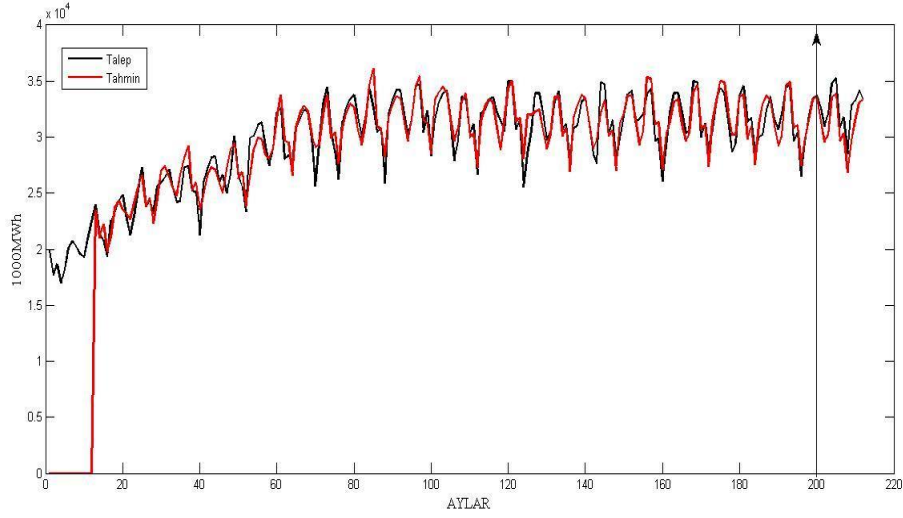


Şekil 3.6. Doğalgazdan üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.5. Doğal gazdan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	2710,407	6,693	-0,618
Test	8252,223	15,683	15,683
Alfa,beta,gama	0,739	0,057	0,640

Nükleer Enerji ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.7 ve tablo 3.6'da gösterilmiştir. Tablo 3.6'ya bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.6'daki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.7'ye bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri hem eğitim hem de test aşamasında büyük oranda örtüştüğü görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

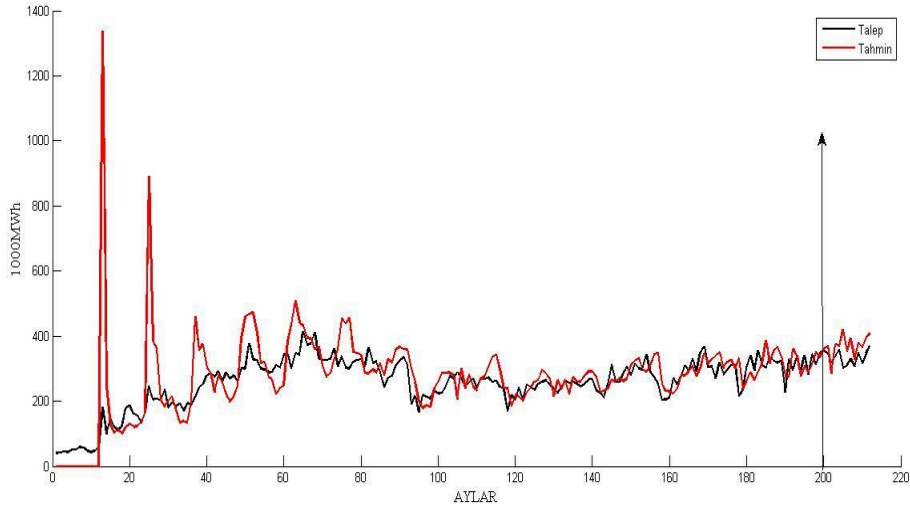


Şekil 3.7. Nükleer enerjiden üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.6. Nükleer enerjiden üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	899,871	3,093	-0,38789
Test	1473,406	4,558	4,557
Alfa,beta,gama	0,739	0,082	0,259

Diğer Gazlar ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.8 ve tablo 3.7'de gösterilmiştir. Tablo 3.7'ye bakıldığında eğitim aşamasında hata yüzdelere göre MAPE yüksek seyrederken test aşamasında düşmüştür. Yine tablo 3.7'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesiyle büyük oranda örtüşen tahmin sonuçları vermiştir. Şekil 3.8'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri arasında eğitim aşamasının yarısında sapmalar meydana gelirken diğer yarısında ve test aşamasında büyük oranda örtüşme görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

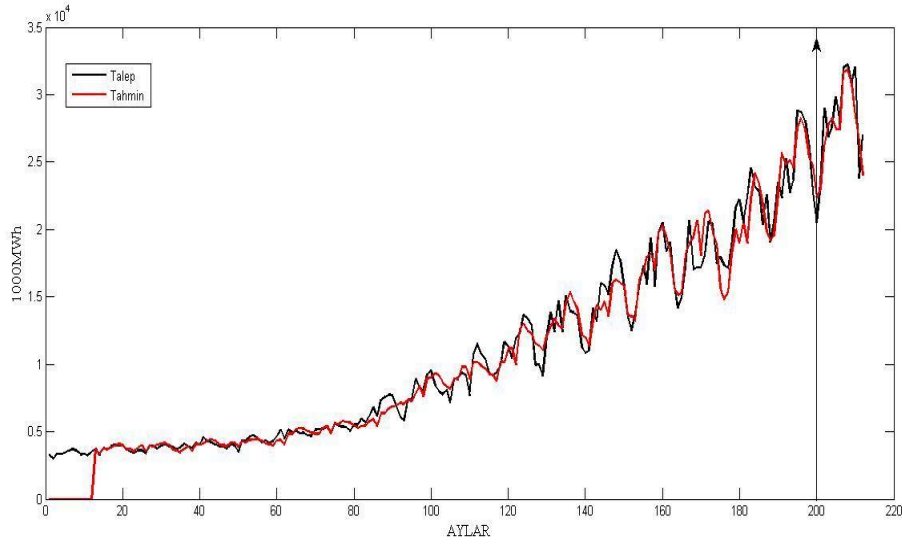


Şekil 3.8. Diğer gazlardan üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.7. Diğer gazlardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	50,246	20,714	-10,674
Test	42,962	13,200	-11,577
Alfa,beta,gama	0,495	0,0036	0,980

Diğer yenilenebilir kaynaklar ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.9 ve tablo 3.8'de gösterilmiştir. Tablo 3.8'e bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.8'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.9'a bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri hem eğitim hem de test aşamasında büyük oranda örtüştüğü görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

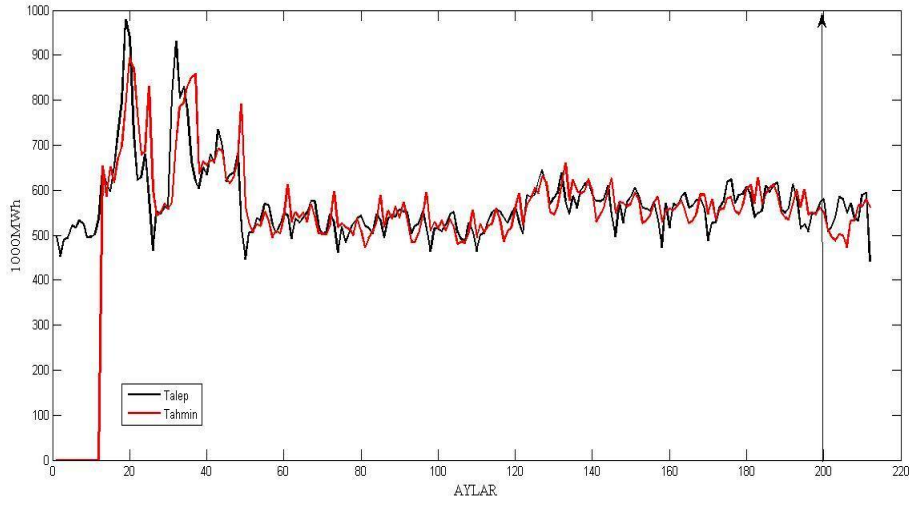


Şekil 3.9. Diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.8. Diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	723,207	6,360	0,030
Test	1487,623	5,291	2,360
Alfa,beta,gama	0,071	0,322	0,358

Diğer Kaynaklar ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.10 ve tablo 3.9'da gösterilmiştir. Tablo 3.9'a bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.9'daki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.10'a bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri eğitim aşamasında büyük oranda örtüşürken test aşamasında meydana gelen sapmadan dolayı gerçek değer ile tahmin değerleri düşük oranda örtüşmektedir.

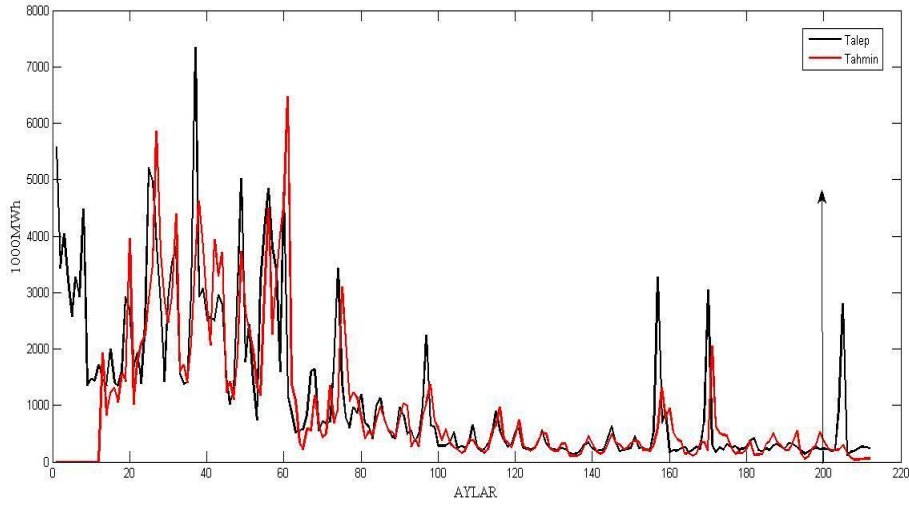


Şekil 3.10. Diğer kaynaklardan üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.9. Diğer kaynaklardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	34,678	5,908	-1,148
Test	46,126	8,688	2,972
Alfa,beta,gama	0,656	0,024	0,220

Petrokok ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.11 ve tablo 3.10'da gösterilmiştir. Tablo 3.10'a bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok yüksek seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.10'daki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulamamasındandır. Şekil 3.11'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri eğitim aşamasının dörtte birlik bölümünde örtüşürken diğer bölümde ve test aşamasında yüksek oranda sapmalar olmuştur. Yani doğru tahmin sonuçları verememiştir.

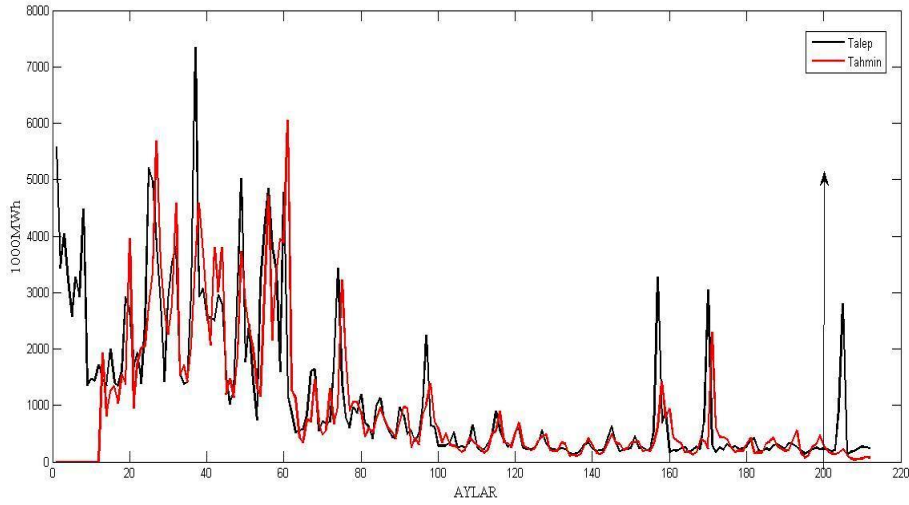


Şekil 3.11. Petrokok ile üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.10. Petrokok ile üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	436,983	46,334	-15,441
Test	368,812	57,654	48,525
Alfa,beta,gama	0,631	0,127	0,613

Petrol sıvıları ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.12 ve tablo 3.11'de gösterilmiştir. Tablo 3.11'e bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelерinden MAPE çok yüksek seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.11'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulamamasındandır. Şekil 3.12'ye bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri eğitim aşamasının dörtte birlik bölümünde örtüşürken diğer bölümde ve test aşamasında yüksek oranda sapmalar olmuştur. Yani doğru tahmin sonuçları verememiştir.



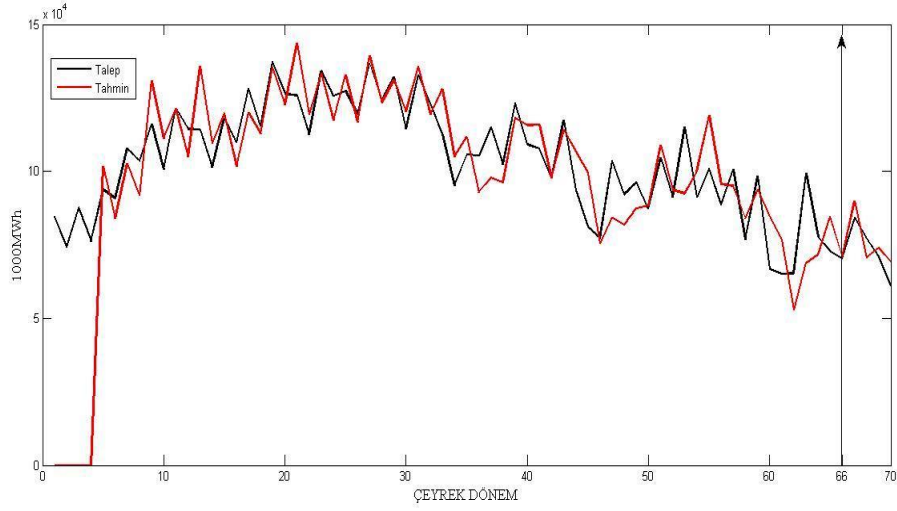
Şekil 3.12. Petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.11. Petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	425,725	43,728	-14,902
Test	379,825	57,929	57,651
Alfa,beta,gama	0,711	0,063	0,598

3.1.5.Çeyrek Dönemlik Verilerin Sonuçları

Kömür ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.13 ve tablo 3.12'de gösterilmiştir. Tablo 3.12'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesiyle büyük oranda örtüşen tahmin sonuçları vermiştir. Şekil 3.13'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri arasında eğitim aşamasının sapmalar meydana gelirken test aşamasında örtüştüğü görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

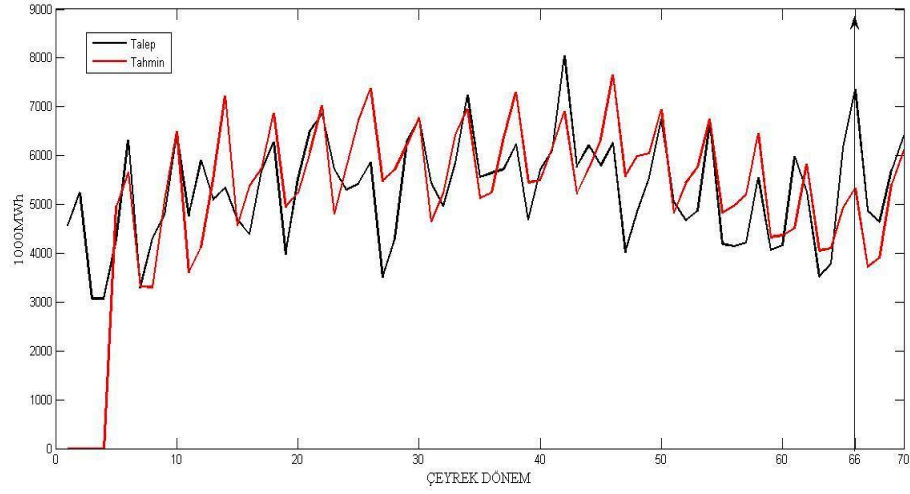


Şekil 3.13. Kömürden üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.12. Kömürden üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	8325,30	8,439	-0,842
Test	5617,832	7,881	-3,802
Alfa,beta,gama	0,522	0,344	0,459

Geleneksel hidroelektrik ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.14 ve tablo 3.13'de gösterilmiştir. Tablo 3.13'e bakıldığında hem eğitim aşamasında hem de test aşamasında MAPE değerleri biraz yüksek seyretmiştir. Yine tablo 3.13'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın winters katsayılarını istenilen değerlere yakın bulmuştur. Hata yüzdelерinin biraz yüksek çıkması Şekil 3.14'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri hem eğitim hem de test aşamasında düşük oranda örtüşmesine yol açmıştır. Yani tahmin değerlerinin gerçek değerlerle düşük oranda örtüştüğü görülmektedir.

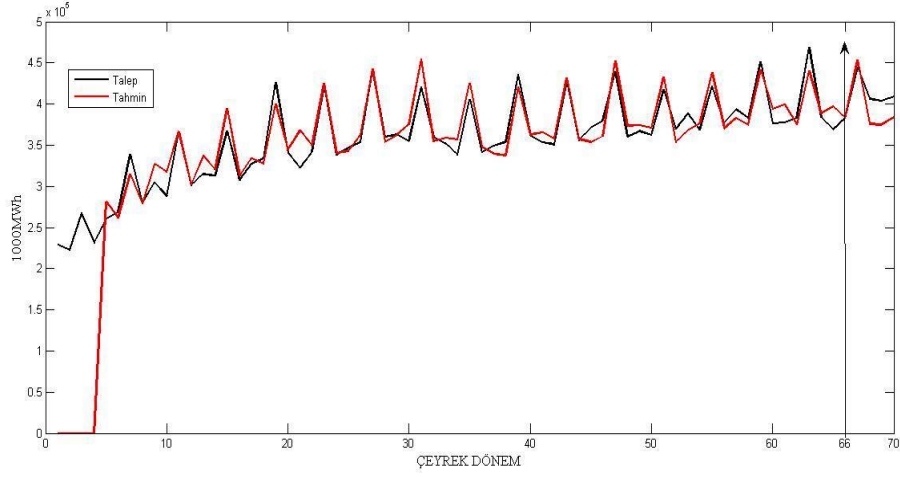


Şekil 3.14. Geleneksel hidroelektrik tahmini

Tablo 3.13. Geleneksel Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	711,363	13,894	-5,368
Test	623,378	12,385	12,385
Alfa,beta,gama	0,029	0,347	0,442

.Yakıtlar ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.15 ve tablo 3.14'de gösterilmiştir. Tablo 3.14'e bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.14'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.15'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri hem eğitim hem de test aşamasında büyük oranda örtüştüğü görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

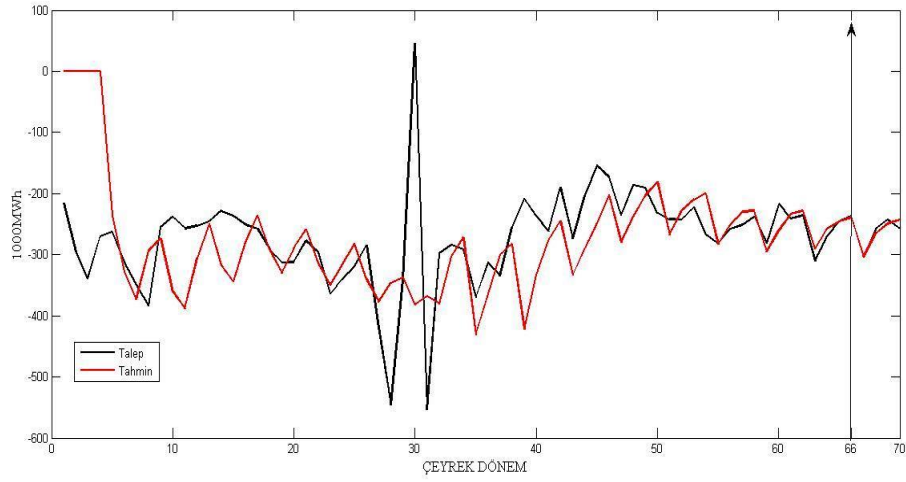


Şekil 3.15. Yakıtlarla üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.14. Geleneksel Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	12404,346	3,443	-1,181
Test	23647,692	5,768	4,699
Alfa,beta,gama	0,418	0,123	0,742

Pompaj Depolamalı hidroelektrik ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.16 ve tablo 3.15'de gösterilmiştir. Tablo 3.15'e bakıldığında eğitim aşamasında hata yüzdelerinden MAPE yüksek seyrederken test aşamasında düşmüştür. Yine tablo 3.15'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesiyle büyük oranda örtüşen tahmin sonuçları vermiştir. Şekil 3.16'ya bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri arasında eğitim aşamasının dörtte üçünde sapmalar meydana gelirken diğer kısım ve test aşamasında büyük oranda örtüşme görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

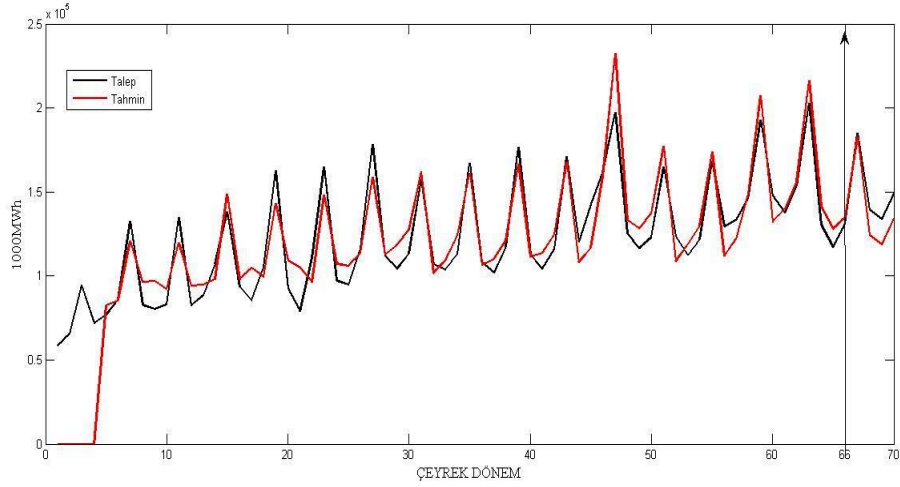


Şekil 3.16. Pompaj Depolamalı Hidroelektrik tahmini

Tablo.3.15. Pompaj Depolamalı Hidroelektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	51,145	31,610	7,072
Test	7,725	3,017	0,205
Alfa,beta,gama	0,165	0,025	0,170

Doğal Gaz ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.17 ve tablo 3.16'da gösterilmiştir. Tablo 3.16'ya bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.16'daki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.17'ye bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri eğitim aşamasında büyük oranda örtüşürken test aşamasında düşük oranda bir sapma meydana gelmiştir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

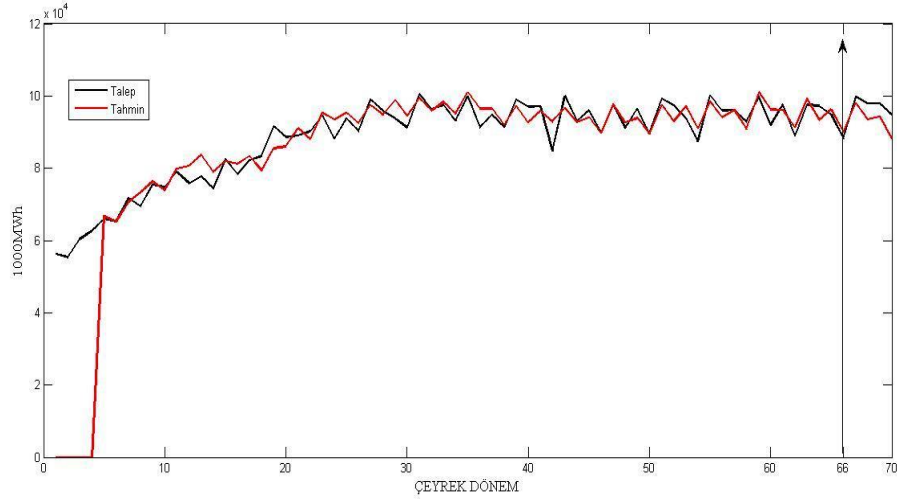


Şekil 3.17. Doğal gazdan üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.16. Doğal gazdan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	10445,329	8,764	-3,075
Test	11818,380	8,318	8,318
Alfa,beta,gama	0,724	0,043	0,375

Nükleer Enerji ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.18 ve tablo 3.17'de gösterilmiştir. Tablo 3.17'ye bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.17'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.18'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri hem eğitim hem de test aşamasında büyük oranda örtüştüğü görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

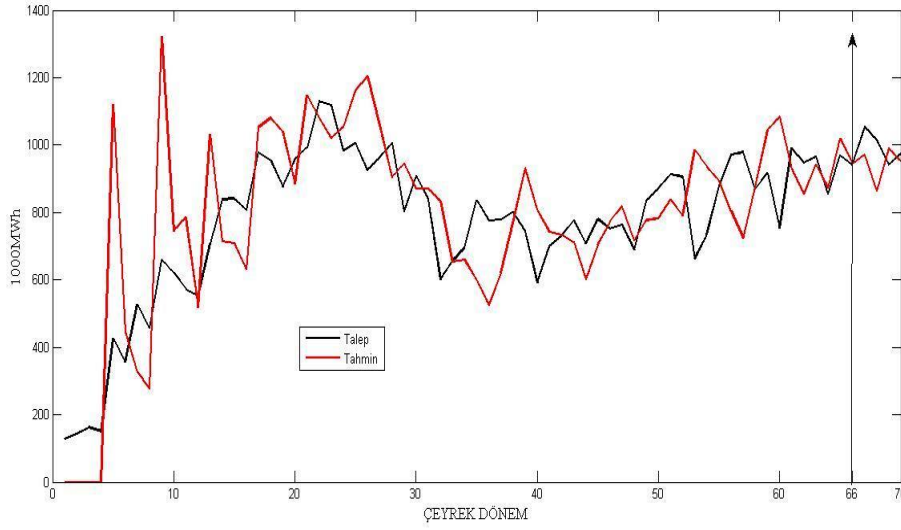


Şekil 3.18. Nükleer enerjiden üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.17. Nükleer enerjiden üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	2296,710	2,597	-0,703
Test	4060,122	4,195	4,195
Alfa,beta,gama	0,250	0,343	0,202

Diğer Gazlar ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğın fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.19 ve tablo 3.18'de gösterilmiştir. Tablo 3.18'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesiyle büyük oranda örtüşen tahmin sonuçları vermiştir. Şekil 3.19'a bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri arasında eğitim aşamasının sapmalar meydana gelirken test aşamasında düşük oranda yaklaşma görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere düşük oranda örtüşen sonuçlar vermiştir.

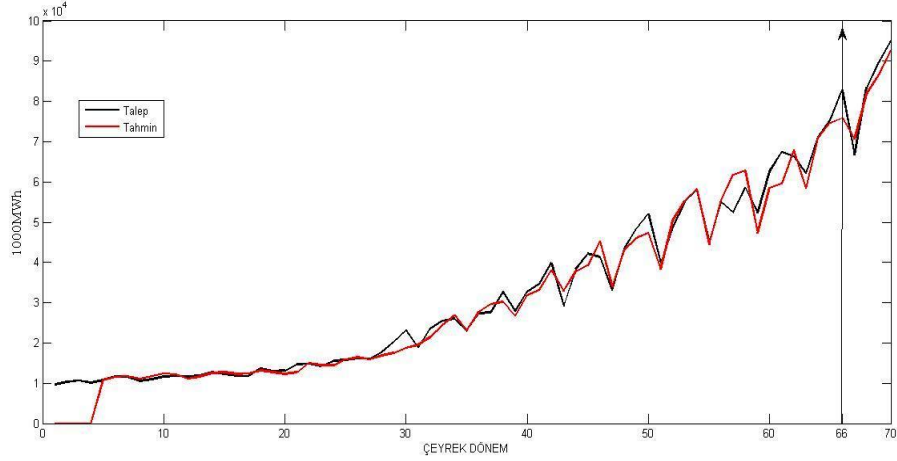


Şekil 3.19. Diğer gazlardan üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.18. Diğer gazlardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	134,989	19,197	-6,459
Test	76,569	7,588	5,047
Alfa,beta,gama	0,182	0,674	0,679

Diğer yenilenebilir kaynaklar ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.20 ve tablo 3.19'da gösterilmiştir. Tablo 3.19'a bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.19'daki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 3.20'ye bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri hem eğitim hem de test aşamasında büyük oranda örtüştüğü görülmektedir. Yani tahmin değerleri gerçek değerlere çok yakın sonuçlar vermiştir.

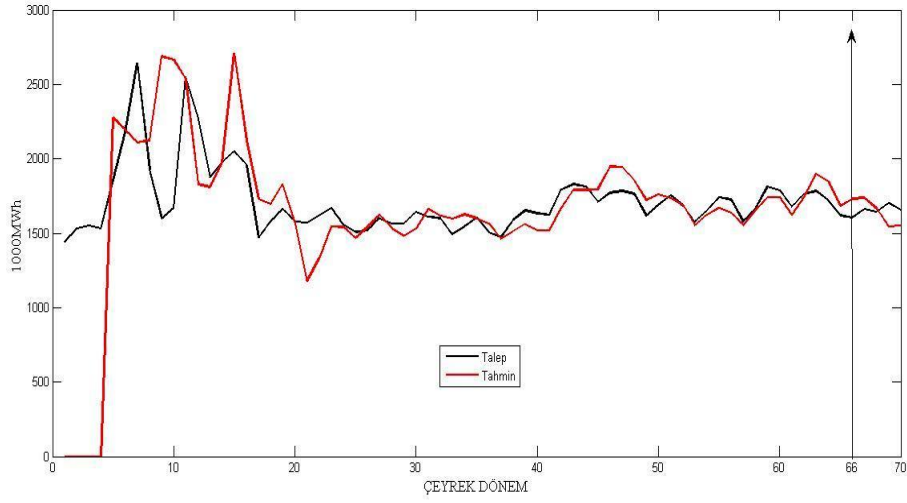


Şekil 3.20. Diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.19. Diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	1653,655	4,973	1,238
Test	2728,897	3,405	0,538
Alfa,beta,gama	0,152	0,406	0,752

Diğer Kaynaklar ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.21 ve tablo 3.20'de gösterilmiştir. Tablo 3.20'ye bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelерinden MAPE çok düşük seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.20'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulabilmesindendir. Şekil 4.21'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri test aşamasında büyük oranda örtüşürken eğitim aşamasında meydana gelen sapmadan dolayı gerçek değer ile tahmin değerleri düşük oranda örtüşmektedir.

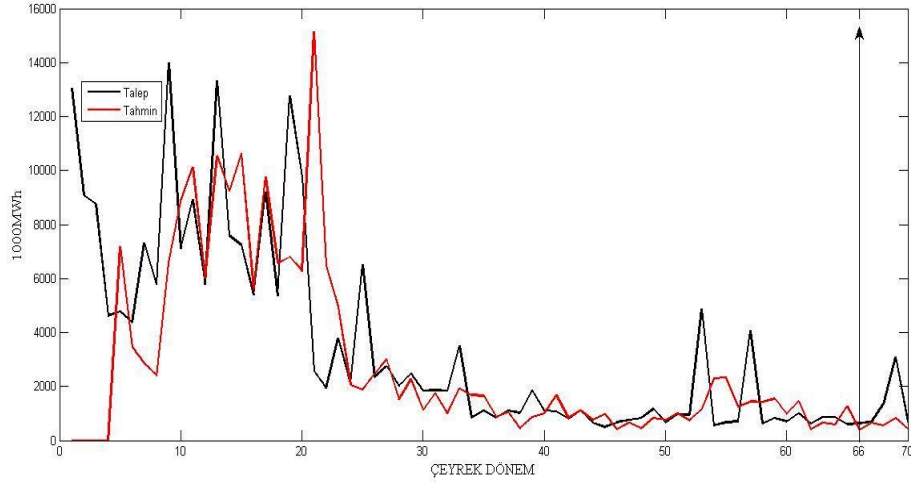


Şekil 3.21. Diğer kaynaklardan üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.20. Diğer kaynaklardan üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	141,322	8,061	-2,455
Test	90,010	5,372	2,435
Alfa,beta,gama	0,172	0,627	0,712

Petrokok ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 11 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.22 ve tablo 3.21'de gösterilmiştir. Tablo 3.21'e bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok yüksek seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.21'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulamamasındandır. Şekil 3.22'ye bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri eğitim aşamasının dörtte birlik bölümünde örtüşürken diğer bölümde ve test aşamasında yüksek oranda sapmalar olmuştur. Yani doğru tahmin sonuçları verememiştir.

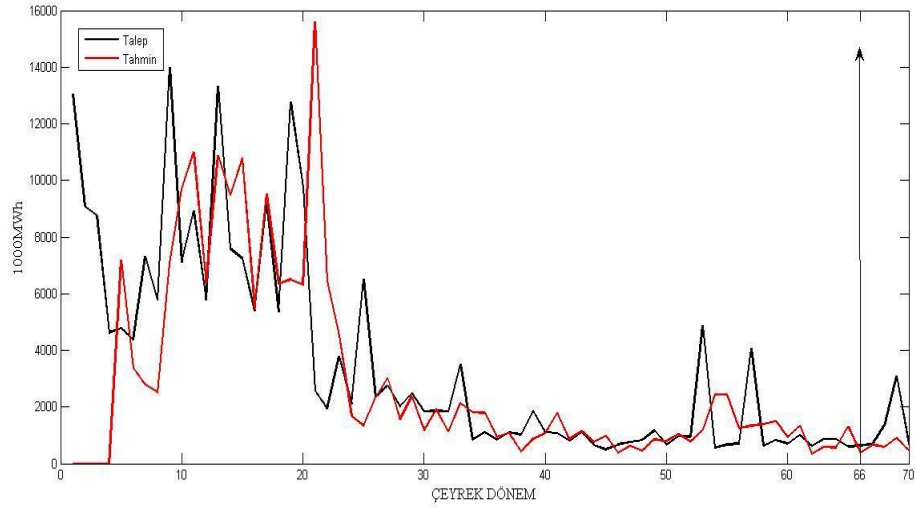


Şekil 3.22. Petrokok ile üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.21. Petrokok ile üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	1423,743	55,283	-20,190
Test	845,938	44,095	44,095
Alfa,beta,gama	0,431	0,268	0,237

Petrol sıvıları ile elektrik üretimi serisinde yapılan model çalışmasında 500 iterasyonluk gerçekleştirilen eğitimde 10 iterasyondan sonra değişikliğin fazla olmadığı görülmüştür. Yapılan eğitimden(1-200 arası) sonra test(200'den sonra) yapılmıştır. Bu sonuçlar şekil 3.23 ve tablo 3.22'de gösterilmiştir. Tablo 3.22'ye bakıldığında hem eğitim hem de test aşamasında hata yüzdelerinden MAPE çok yüksek seyretmektedir. Bunun en büyük sebebi yine tablo 3.22'deki Winters katsayı sonuçlarına bakıldığında, geliştirilen programın doğru winters katsayılarını bulamamasındandır. Şekil 3.23'e bakıldığında gerçek değerlerle tahmin değerleri eğitim aşamasının dörtte birlik bölümünde örtüşürken diğer bölümde ve test aşamasında yüksek oranda sapmalar olmuştur. Yani doğru tahmin sonuçları verememiştir.



Şekil 3.23. Petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahmini

Tablo 3.22. Petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahmininde kullanılan değerler

	MAD	MAPE (%)	MPE(%)
Eğitim	1461,915	57,233	-21,830
Test	808,713	41,027	41,027
Alfa,beta,gama	0,442	0,343	0,248

3.1.6 Yük tahmini genel değerlendirmesi

Tablo 3.23. Genel görünüm

	Aylık Tahmin						Çeyreklik Tahmin					
	Eğitim			Test			Eğitim			Test		
	MAD	MAPE	MPE	MAD	MAPE	MPE	MAD	MAPE	MPE	MAD	MAPE	MPE
1	2101,1	6,630	-1,450	2185	9,079	-0,83	8325,30	8,439	-0,842	5617,83	7,881	-3,802
2	229,35	13,006	-0,984	396,8	20,91	-16,0	711,363	13,894	-5,368	623,378	12,385	12,385
3	3981,7	3,272	-0,745	9634,8	6,880	6,880	12404,34	3,443	-1,181	23647,6	5,768	4,699
4	21,275	24,242	-0,677	10,582	13,090	-11,6	51,145	31,610	7,072	7,725	3,017	0,205
5	2710,4	6,693	-0,618	8252,2	15,683	15,68	10445,32	8,764	-3,075	11818,3	8,318	8,318
6	899,87	3,093	-0,387	1473,4	4,558	4,557	2296,710	2,597	-0,703	4060,12	4,195	4,195
7	50,246	20,714	-10,67	42,962	13,200	-11,5	134,989	19,197	-6,459	76,569	7,588	5,047
8	723,20	6,360	0,030	1487,6	5,291	2,360	1653,655	4,973	1,238	2728,89	3,405	0,538
9	34,678	5,908	-1,148	46,126	8,688	2,972	141,322	8,061	-2,455	90,010	5,372	2,435
10	436,98	46,334	-15,44	368,81	57,654	48,52	1423,743	55,283	-20,190	845,938	44,095	44,095
11	425,72	43,728	-14,90	379,82	57,929	57,65	1461,915	57,233	-21,830	808,713	41,027	41,027

Yapılan çalışmalar ışığında genel itibarıyla gerçek değerlere yakın tahmin değerleri elde edilmiştir. Yıllık verilerin eğitilmesi ve test edilmesi çeyrek dönem verilerine

göre daha başarılı olmuştur. Ayrıca bu başarılı sonuçlarda geçmişten geleceğe doru yaklaştıkça yakın geçmiş verilerinin tahmine daha çok etki ettiği görülmüştür.

Yıllık verilerin kullanıldığı tahminlerde nükleer enerji ve diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmini en başarılı sonuçları gösterirken, petrokok ve petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahminleri en kötü sonuçları vermiştir. Çeyrek dönem verilerinin kullanıldığı tahminlerde diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmini en iyi sonucu verirken, petrokok ve petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahminleri en kötü sonuçları vermiştir. Her iki dönemde de petrokok ve petrol sıvıları ile elektrik üretilen elektrik tahmini en kötü sonuçları vermiştir.

MAPE değerleri şekilleri yorumlamamıza büyük oranda katkı sağlamıştır. Yukarıdaki tabloda(tablo 3.23) görüldüğü gibi MAPE değerleri düştükçe tahmin değerlerinin gerçek değerlerle örtüşme oranı artmaktadır. Tam tersine MAPE değeri yükseldikçe tahmin değerlerinin gerçek değerlerden uzaklaştığı görülmektedir. Yani tablo incelendiğinde yukarıda bahsettiğimiz en iyi sonuçları veren nükleer enerji ve diğer yenilenebilir kaynaklar en düşük MAPE değerlerine sahiptir. Yine en kötü sonuçları veren petrokok ve petrol sıvıları en yüksek MAPE değerlerine sahiptir.

4.TARTIŞMA-SONUÇ VE ÖNERİLER

Ekonomilerin büyümesi, nüfusun artması ve sanayileşmenin ilerlemesi gibi sebeplerden elektrik enerjisine olan ihtiyaç ciddi miktarda artmıştır. Bu ihtiyacın giderilmesi için üretim planlamasının iyi yapılması önemli hâle gelmiştir. İşte bu üretim planlama çalışmalarından biri de önceden üretim miktarının tahmin edilmesidir. Bu tahminler ışında üretim planlamasını yapılması büyük kâr sağlamaktadır ve kayıpları önlemektedir. Yapılan bu çalışmada tahmin yöntemlerinden Holt-Winters Üstel Düzeltme Yöntemi kullanılarak elektrik tahmini yapılmıştır.

Holt-Winters Üstel Düzeltme yöntemi geçmiş değerleri(verileri) kullanarak ileriye yönelik tahminler yapmaktadır. Holt-Winters Üstel Düzeltme Yönteminin çalışmasında bazı önemli parametreler vardır. Bu parametrelerin doğru tespit edilmesi Holt-Winters yönteminin doğru çalışması demektir. Bunlar α , β ve α parametreleridir. Bu parametre değerleri doğru seçildiğinde hata (gerçek değer ile tahmin arasındaki fark) minimum olmaktadır. Bu yüzden bu parametreleri doğru hesaplayacak bir yöntem gerekmektedir. Yapılan bu çalışmada parametrelerin tespit edilmesi için Genetik Algoritma Yöntemi kullanılmıştır. Holt-Winters ve Genetik Algoritma yöntemleri Matlab programında kodlanarak ikisinin birlikte çalıştığı bir program geliştirilmiştir. Geliştirilen bu program ile elektrik yük tahmini yapılmıştır. Bu program ile yapılan tahminlerin çoğunluğunda başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Yıllık verilerin kullanıldığı tahminlerde nükleer enerji ve diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmini en başarılı sonuçları gösterirken, petrokok ve petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahminleri en kötü sonuçları vermiştir. Çeyrek dönem verilerinin kullanıldığı tahminlerde diğer yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektrik tahmini en iyi sonucu verirken, petrokok ve petrol sıvıları ile üretilen elektrik tahminleri en kötü sonuçları vermiştir. Her iki dönemde de petrokok ve petrol sıvıları ile elektrik üretilen elektrik tahmini en kötü sonuçları vermiştir.

Tahmin değerlerinin büyük oranda gerçek değerlerle örtüştüğü gözlemlenmiştir. Ayrıca yıllık tahminlerin çeyrek dönemlik tahmin değerlerine göre daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Dolayısıyla Genetik Algoritmanın rahatlıkla Holt-

Winters yönteminde kullanımı sağlanabilir. Yapılan literatür taramasında bu parametrelerin Genetik Algoritma ile tespit edilmesi konusunda sadece bir çalışma yapılmıştır [30].

Genetik Algoritmada amaç fonksiyonu olarak MAD hata kriterinin minimizasyonu kullanılmıştır. İleriye yönelik Genetik Algoritmada MAD dışında başka hata kriterleri kullanılarak bu katsayıların bulunması sağlanabilir. Bu hata kriterleri kıyaslanarak hangisinin en iyi katsayı değerlerini bulduğu tespit edilebilir. Yine literatürde Holt-winters katsayılarını bulmakta kullanılan yöntemler ile Genetik Algoritma kıyaslanarak hangi yöntemin daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenebilir. Yine Holt-Winters yönteminin katsayıları Genetik Algoritma ile tespit edilip diğer tahmin yöntemleriyle başarı sonuçları kıyaslanabilir. Son olarak başka bir ülkenin verilerini kullanarak yaptığımız bu çalışmayı ülkemiz elektrik verileri kullanılarak başka bir çalışma yapılabilir.

KAYNAKLAR

1. Türkiye Elektrik ve Taahhüt A.Ş.-2015 yılı Sektör-Raporu, 2015. <https://docplayer.biz.tr/24289751-1-giris-turkiyede-elektrik-sektorunun-tarihsel-gelisimi-dunyada-elektrik-piyasasina-genel-bakis-6.html>
2. Aksoy, M., Dünyanın Enerji Görünümü, İNSAMER, Ekim 2016.
3. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, 2018. <https://www.enerji.gov.tr/tr-TR/Sayfalar/Elektrik>
4. Toker, A.C., Korkmaz O., Türkiye Kısa Süreli Elektrik Talebinin Saatlik Olarak Tahmin Edilmesi. II. Elektrik Tesisat Ulusal Kongresi Bildirileri, Uluslar Arası Fuar Alanı, İzmir, 24-27 Kasım 2011.
5. Seker, S.E., Zaman Serisi Analizi(Time Series Analysis). YBS Ansiklopedi, Cilt 2, Sayı 4, Aralık 2015.
6. Bozüyük, T., Gökçe, İ., Yağcı, C., Akar, G., Yapay Zeka Tekniklerinin Endüstrideki Uygulamaları. Marmara Üniversitesi Teknik Bilimler Meslek Yüksek Okulu Elektrik Programı, İstanbul, 2005.
7. Çunkaş, M., Genetik Algoritmalar ve Uygulamaları. Selçuk Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi, Elektronik-Bilgisayar Eğitimi, Ders Notları, Bahar, 2006.
8. Tonta, Y., Regresyon Analizi. Hacettepe Üniversitesi, BBY, 2008.
9. Boltürk, E., Elektrik Talep Tahmininde Kullanılan Yöntemlerin Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2013.
10. Dünyada Enerji Sorunu, Haziran 12, 2018. <http://ekonometri.com.tr/blog/dunya-enerji-sorunu/>
11. Yiğit, V., Genetik Algoritma ile Türkiye Net Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2020 Yılına Kadar Tahmini, International Journal of Engineering Research and Development, Vol.3, No.2, June 2011.

12. Yavuzdemir, M., Türkiye'nin Kısa Dönem Yıllık Brüt Elektrik Enerjisi Talep Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Ankara, 2014.
13. Başoğlu, B., Bulut, M., Kısa dönem elektrik talep tahminleri için yapay sinir ağları ve uzman sistemler tabanlı hibrit sistem geliştirilmesi, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University 32:2 (2017) 575-583.
14. Altınay, G., Aylık Elektrik Talebinin Mevsimsel Model ile Orta Dönem Öngörüsü, Enerji, Piyasa ve Düzenleme, Cilt:1, Sayı:1, 2010, Sayfa:1-23.
15. Soysal, M., Ömürgönülşen, M., Türk Turizm Sektöründe Talep Tahmini Üzerine Bir Uygulama, Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi, Cilt 21, Sayı 1, Bahar: 128-136, 2010.
16. Çuhadar, M., Muğla İline Yönelik Dış Turizm Talebinin Modellenmesi ve 2012-2013 Yılları için Tahminlenmesi, International Journal of Economic and Administrative Studies, Year:6 Number 12, Winter 2014 ISSN 1307-9832.
17. Irmak, S., Köksal, C.D., Asilkan, Ö., Hastanelerin Gelecekteki Hasta Yoğunluklarının Veri Madenciliği Yöntemleri İle Tahmin Edilmesi, Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi, Yıl:2012, C:4, S:1, s.101-114.
18. Demir, İ., Genç, T., Karaboğa, H.A., Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası Altın Rezervinin Holt-Winters Üstel Düzleme Yöntemi ve Yapay Sinir Ağları ile İncelenmesi, Uluslararası Ekonomi, İşletme ve Politika Dergisi, 2018, 2 (1), 131-146.
19. Çoban, O., Özcan, C.C., Sektörel Açıdan Enerjinin Artan Önemi: Konya İli için Bir Doğalgaz Talep Tahmini Denemesi, Sosyal Ekonomik Araştırmalar Dergisi 11(22), 85-106, 2011.
20. Aydın, M.Ç., Giyim Endüstrisinde Talep Tahmin Yöntemlerinin Uygulanması: Örnek Bir Uygulama, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Konya, 2017.

21. Ündemir, Y.G., Sosyal Güvenliğin Önemli Değişkenlerinin Zaman Serileri Analizi ile Öngörüsü, Sosyal Güvenlik Uzmanlık Tezi, Sosyal Güvenlik Kurumu Başkanlığı, Ankara, 2009.
22. Razali S., Rusinam, M.S., Zawawi, N.I., Arbin, N., Forecasting of Water Consumptions Expenditure Using Holt-Winters and ARIMA, IOP Conf. Series, Journal of Physics, Conf. Series 995 (2018)-012041.
23. Tikunov, D., Nishimura, T., Traffic Prediction for Mobile Network Using Holt-Winters Exponential Smoothing, 15th International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks, 2017.
24. Valakevicius, E., Brazenas, M., Application of the Seasonal Holt-Winters Model to Study Exchange Rate Volatility, Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics, 2015, 26(4), 384–390.
25. Pulat, M., Kocakoç, İ.D., Gezgin Satıcı Probleminin Genetik Algoritmalar Kullanarak Çözümünde Çaprazlama Operatörlerinin Örnek Olaylar Bazlı İncelenmesi, Yöneylem Araştırması endüstri Mühendisliği 36. Kongresi, Bornova, Temmuz, 2016.
26. Sümer, E., Türker, M., Yüksek Çözünürlüklü Uydu Görüntülerinden Genetik Algoritma Yaklaşımı Kullanılarak Kentsel Binaların Tespiti, Türkiye Ulusal Fotogrametri ve Uzaktan Algılama Birliği VII. Teknik Sempozyumu(TUFUAB), Trabzon, 23-24 Mayıs, 2013.
27. Pakkan, B., Ermiş, M., İnsansız Hava Araçlarının Genetik Algoritma Yöntemiyle Çoklu Hedeflere Planlaması, Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi, Ocak, 2010, Cilt:4, Sayı:3, (77-84).
28. Coşkun, N., Acil Servis Sistemlerinde Yerleşim Problemine Analitik ve Genetik Programlama Yaklaşımları, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Adana, 2007.

29. Dündar S., Demiryolu Trafik Kontrolü Probleminin Genetik Algoritmalarla Çözümü, Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2009.
30. Azmi, Nur İntan Liyana Mohd, Parameters Estimation of Holt-Winters Smoothing Method Using Genetic Algorithm, A dissertation submitted in partial fulfilment of the requirements for the award of the degree of Master of Science (Mathematics), Universiti Teknologi Malaysia, 2013.
31. Şengür, İ., Talep Tahmini, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir, Ekim, 2002.
32. Fretchling, D.C., Practical Tourism Forecasting, Oxford, Butterworth-Heinemann, 1996, s.7.
33. Fretchling, D.C., Forecasting Tourism Forecasting: Method and Strategies, Butterworth-Heinemann, 2001, s.211.
34. Uysal, M., Crompton, J.L., Turizm Talebi Tahminlerinde kullanılan Yaklaşımlara Genel Bir Bakış, Turizmde Seçme Makaleler, TUGEV Yayını, No:4, Ocak, 1989.
35. De Lurgio, S.A., Forecasting Principles and Applications, Irwin/Mc Graw-Hill. Boston, 1998.
36. Akgül, İ., Zaman Serilerinin Analizi ve Arıma Modelleri, Der Yayınları, İstanbul, 2003.
37. Makridakis, G. S., Wheelwright, S. C., Hyndman, R. J., Forecasting: Methods and Applications, 3.baskı, 1998.
38. Hanke, J. E., Wichern, D. W., Business Forecasting, 8. Baskı, Pearson Education International, 2008.
39. Çetin, E., Yapay Zeka Uygulamaları, Seçkin Yayıncılık, Sayfa 379-420, Ankara, 2016.

40. Melanie, M., An Introduction to Genetic Algorithms, 5th ed. London: MIT Press, 1999.
41. Oğuz, M., Akbaş, S., Genetik Algoritmalar, Bitirme Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, 1997.
42. Haupt, R. L., Haupt, S. E., Practical Genetic Algorithms, 2nd ed. New York, NY, USA: Wiley, 2004.
43. Sakawa, M., 2002. Genetic Algorithms and Fuzzy Multiobjective Optimization, Kluwer Academic Publishers.
44. Altay, A., Genetik Algoritma ve Bir Uygulama, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2007.
45. Vural, M., Genetik Algoritma Yöntemi ile Toplu Üretim Planlama, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2005.
46. Man, K.F., Tang, K.S., Kwong, S., Genetic Algorithms, Springer Publishing, 1999.
47. U.S. Energy Information Administration, 2018.

<https://www.eia.gov/electricity/data/browser/#/topic/0?agg=2,0,1&fuel=vvg&geo=g&sec=00g&linechart=ELEC.GEN.ALL-US-94.M~ELEC.GEN.COW-US-94.M~ELEC.GEN.NG-US-94.M~ELEC.GEN.NUC-US-94.M~ELEC.GEN.HYC-US-94.M&columnchart=ELEC.GEN.ALL-US-94.M~ELEC.GEN.COW-US-94.M~ELEC.GEN.NG-US-94.M~ELEC.GEN.NUC-US-94.M~ELEC.GEN.HYC-US-94.M&map=ELEC.GEN.ALL-US-94.M&freq=M&start=200101&end=201903&ctype=linechart<ype=pin&rtype=s&maptype=0&rse=0&pin=>

EK A

Holt-Winters yöntemi ile genetik algoritmanın birbirine entegre edilip çalıştırılan programın kodları:

```
function [ MAD1 MAD2 MAPE1 MAPE2 MPE1 MPE2 alf bet gam ] = winter(  
psize,y,pcross,pmutation,iterasyon,sez )
```

```
%WINTER Summary of this function goes here
```

```
% Detailed explanation goes here
```

```
%0.6<pcross(çaprazlama olasılığı)<1.0
```

```
%0.001<pmutation(mutasyon olasılığı)<0.01
```

```
as=0; us=1; d=3; e=length(y);
```

```
ort1=mean(y(1:sez));
```

```
OA=((y(sez+1)-y(1))+(y(sez+2)-y(2))+(y(sez+3)-y(3)))/(3*sez);
```

```
x=1; ara=(sez+1)/2;
```

```
for z=(ara-1):-1:(ara-sez)
```

```
stb(x)=ort1-z*OA;
```

```
x=x+1;
```

```
end
```

```
for b=1:1:sez
```

```
It(b)=y(b)/(stb(b));
```

```
end
```

```
st(sez)=y(sez)/It(sez);
```

```

bt(sez)=OA;

[ eniyicozum eniyideger ] = genetik( psize,y,pcross,pmutation,iterasyon,sez );

alf=eniyicozum(1,1); bet=eniyicozum(1,2); gam=eniyicozum(1,3);

L=sez; n=1; a=e-2*sez;

for b=(sez+1):1:(e-sez)

st(b)=alf*(y(b)/It(b-L))+(1-alf)*(st(b-1)+bt(b-1));

bt(b)=bet*(st(b)-st(b-1))+(1-bet)*bt(b-1);

It(b)=gam*(y(b)/st(b))+(1-gam)*It(b-L);

stb(b)=st(b)+bt(b);

end

for s=sez:1:((e-sez)-1)

yt(s+n)=(st(s)+(bt(s)*n))*It(s-L+n);

et1(s+1)=y(s+1)-yt(s+1);

er1(s+1)=(y(s+1)-yt(s+1))/y(s+1);

end

me1=sum(et1)/a;

MAD1=sum(abs(et1))/a;

MAPE1=(sum(abs(er1))/a)*100;

MPE1=(sum(er1)/a)*100;

z=(e-sez);

for m=1:1:sez

```

```

stb(z+m)=st(z)+(bt(z)*m);

yt(z+m)=stb(z+m)*It(z+m-L);

et2(z+m)=y(z+m)-yt(z+m);

er2(z+m)=(y(z+m)-yt(z+m))/y(z+m);

end

me2=sum(et2)/L;

MAD2=sum(abs(et2))/L;

MAPE2=(sum(abs(er2))/L)*100;

MPE2=(sum(er2)/L)*100;

t=1:1:length(y);

plot(t,y,'k',t,yt,'r'), title('Winters three-parameter exponential smoothing'),
legend('Demand','Tahmin');

end

```

EK B

Geliştirilen genetik algoritmanın kodları:

```
function [ eniyicozum eniyideger ] = genetik( psize,y,pcross,pmutation,iterasyon,sez)
```

```
%GENETİK Summary of this function goes here
```

```
% Detailed explanation goes here
```

```
d=3; us=1; as=0;
```

```
population=unifrnd(as,us,[psize d]);
```

```
iteration=1;
```

```
eniyideger=1000000000000000000;
```

```
while (iteration<iterasyon)
```

```
MAD1=zeros(psize,1);
```

```
ort1=mean(y(1:sez));
```

```
OA=((y(sez+1)-y(1))+(y(sez+2)-y(2))+(y(sez+3)-y(3)))/(3*sez);
```

```
x=1; ara=(sez+1)/2;
```

```
for z=(ara-1):-1:(ara-sez)
```

```
stb(x)=ort1-z*OA;
```

```
x=x+1;
```

```
end
```

```
for b=1:1:sez
```

```
It(b)=y(b)/(stb(b));
```

```
end
```

```

st(sez)=y(sez)/It(sez);

bt(sez)=OA;

e=length(y); L=sez; n=1; a=e-2*sez;

for i=1:psize

    for b=(sez+1):1:(e-sez)

        st(b)=population(i,1)*(y(b)/It(b-L))+(1-(population(i,1)))*(st(b-1)+bt(b-1));

        bt(b)=population(i,2)*(st(b)-st(b-1))+(1-population(i,2))*bt(b-1);

        It(b)=population(i,3)*(y(b)/st(b))+(1-population(i,3))*It(b-L);

        stb(b)=st(b)+bt(b);

    end

    for s=sez:1:((e-sez)-1)

        yt(s+n)=(st(s)+(bt(s)*n))*It(s-L+n);

        et1(s+1)=y(s+1)-yt(s+1);

    end

    MAD1(i)=sum(abs(et1))/a;

end

if (min(MAD1)<eniyideger)

    eniyideger=min(MAD1);

    idx=find(MAD1==eniyideger);

    eniyicozum=population(idx,:);

end

```

```
[ arapop ] = dogalsecilim( population, MAD1, psize );
```

```
[ arapop ] = caprazlama( arapop,psize,pcross);
```

```
population = mutasyon( arapop, pmutation,psize);
```

```
iteration=iteration+1;
```

```
end
```

```
end
```



ÖZGEÇMİŞ

1989 yılında Kayseri’de doğan Yunus Emre ÖZGER, orta ve lise öğrenimini sırasıyla Dr. Müzeyyen Çokdeğerli İlköğretim okulu ve Yozgat Atatürk Lisesinde(YDAL) tamamlamıştır. 2008 yılında kazandığı Sakarya Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliğini 2013 yılında başarıyla bitirmiştir.

2015 yılında yüksek lisans eğitimine Bozok Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında başlamıştır. Doç.Dr.Zabit MUSAYEV danışmanlığında hazırladığı “Holt-Winters Üstel Düzeltme Yöntemindeki Parametrelerin Genetik Algoritma ile Bulunması ve Elektrik Yük Tahmini” başlıklı teziyle 2019 yılında mezun olmuştur.

İletişim Bilgileri

Adres : Çukur Ahmediye mahallesi çayır sokak No:29 adapazarı/ SAKARYA

66100 YOZGAT

Telefon: (539)8909266

E-posta: yunusozger66@gmail.com