

BURSA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ❖ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**FARKLI YÖNTEMLER KULLANILARAK BURSA VE TÜRKİYE İÇİN
ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elif UZUN

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

KASIM 2019

BURSA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ❖ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**FARKLI YÖNTEMLER KULLANILARAK BURSA VE TÜRKİYE İÇİN
ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Elif UZUN
(172082301)**

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

KASIM 2019

BTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 172082301 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi Elif UZUN, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “Farklı Yöntemler Kullanılarak Bursa ve Türkiye İçin Elektrik Enerjisi Talep Tahmini” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Dr. Öğr. Üyesi Ayetül GELEN**
Bursa Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Doç. Dr. Cemal HANILÇI**
Bursa Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Ersen YILMAZ
Uludağ Üniversitesi

Savunma Tarihi : 28 Kasım 2019

FBE Müdürü : **Doç. Dr. Murat ERTAŞ**
Bursa Teknik Üniversitesi/...../.....

İNTİHAL BEYANI

Bu tezde görsel, işitsel ve yazılı biçimde sunulan tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uyularak tarafımdan elde edildiğini, tez içinde yer alan ancak bu çalışmaya özgü olmayan tüm sonuç ve bilgileri tezde kaynak göstererek belgelediğimi, aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim.

Öğrencinin Adı Soyadı: Elif UZUN

İmzası :

X X X X

ÖNSÖZ

“Farklı Yöntemler Kullanılarak Bursa ve Türkiye İçin Elektrik Enerjisi Talep Tahmini” adlı bu çalışma Bursa Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda yüksek lisans tezi olarak hazırlanmıştır.

Yüksek lisans tez danışmanlığımı üstlenerek çalışmalarımın her aşamasında katkılarını esirgemeyen sayın hocam Dr. Öğr. Gör. Ayetül GELEN’e teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca veri temin noktasında yardımlarını esirgemeyen TEİAŞ Yük Tevzi Dairesi Başkanlığı personeline ve her konuda destek olan Enerji İşleri Genel Müdürlüğü’ndeki çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Yüksek lisans tez çalışmalarım süresince desteklerini benden esirgemeyen değerli eşim ve meslektaşım Mehmet ALTINIĞNE’ye çok teşekkür ederim.

Kasım 2019

Elif UZUN

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ	v
İÇİNDEKİLER	vi
KISALTMALAR	vii
ÇİZELGE LİSTESİ	viii
ŞEKİL LİSTESİ	x
ÖZET	xi
SUMMARY	xii
1. GİRİŞ	1
2. TÜRKİYE'DE ELEKTRİK ENERJİSİ	2
2.1 Türkiye'de Elektrik Enerjisinin Tarihsel Gelişimi	2
2.2 Türkiye'de Elektrik Piyasası	4
3. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI	8
4. TALEP TAHMİNİ MODELLERİ	13
4.1 Elektrik Talep Tahmin Modellerinin Zamana Göre Sınıflandırılması	13
4.2 Regresyon Analizi	14
4.2.1 Basit doğrusal regresyon	15
4.2.2 Çoklu doğrusal regresyon	17
4.3 Yapay Sinir Ağları	18
4.3.1 Giriş	18
4.3.2 Öğrenme yöntemleri	19
4.3.3 Aktivasyon fonksiyonları	20
4.3.4 Geri yayılım algoritması	23
5. ELEKTRİK TALEP TAHMİN ÇALIŞMASI	24
5.1 Verilerin Hazırlanması	24
5.2 Performans Ölçütleri	26
5.3 Yapay Sinir Ağı Modelleri	27
5.4 Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	36
5.5 İlgili Kuruluşların Tahmin Çıktıları	42
5.6 Model Çıktıları	44
6. SONUÇ VE ÖNERİLER	50
KAYNAKLAR	53
ÖZGEÇMİŞ	56

KISALTMALAR

ARIMA	: Auto Regressive Integrated Moving Average
CDD	: Cooling Degree Days
ÇEAŞ	: Çukurova Elektrik A.Ş.
DGP	: Dengeleme Güç Piyasası
DSİ	: Devlet Su İşleri
EİEİ	: Elektrik İşleri Etüt İdaresi
EPDK	: Enerji Piyasası Denetleme Kurumu
EPIAŞ	: Enerji Piyasası İşletme A.Ş.
ETKB	: Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı
EÜAŞ	: Elektrik Üretim A.Ş.
GİP	: Gün İçi Piyasası
GSYİH	: Gayri Safi Yurtiçi Hasıla
GÖP	: Gün Öncesi Piyasası
GWh	: Giga-watt Saat
HDD	: Heating Degree Days
kV	: Kilo-volt
kW	: Kilo-watt
kWh	: Kilo-watt Saat
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error
MGM	: Meteoroloji Genel Müdürlüğü
MTA	: Maden Tetkik Arama
MW	: Mega-watt
MWh	: Mega-watt Saat
PMUM	: Piyasa Mali Uzlaştırma Dairesi Başkanlığı
TEAŞ	: Türkiye Elektrik Üretim İletim A. Ş.
TEDAŞ	: Türkiye Elektrik Dağıtım A. Ş.
TEİAŞ	: Türkiye Elektrik İletim A.Ş.
TEK	: Türkiye Elektrik Kurumu
TETAŞ	: Türkiye Elektrik Ticaret ve Taahhüt A. Ş.
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu
TWh	: Tera-watt Saat
YSA	: Yapay Sinir Ağı

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 5.1 : MAPE değeri tahmin yeterlilikleri	27
Çizelge 5.2 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini YSA performans göstergeleri	28
Çizelge 5.3 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini YSA modeli test sonuçları.	29
Çizelge 5.4 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini YSA performans göstergeleri.	29
Çizelge 5.5 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini YSA modeli test sonuçları.	30
Çizelge 5.6 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini YSA performans göstergeleri.	31
Çizelge 5.7 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini YSA modeli test sonuçları.	32
Çizelge 5.8 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini YSA performans göstergeleri.	33
Çizelge 5.9 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini YSA modeli test sonuçları.	34
Çizelge 5.10 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini YSA performans göstergeleri.	35
Çizelge 5.11 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini YSA modeli test sonuçları.	35
Çizelge 5.12 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli katsayıları.	36
Çizelge 5.13 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.	36
Çizelge 5.14 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli test sonuçları.	37
Çizelge 5.15 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli katsayıları.	37
Çizelge 5.16 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.	37
Çizelge 5.17 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli test sonuçları.	37
Çizelge 5.18 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli katsayıları.	38
Çizelge 5.19 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.	38
Çizelge 5.20 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli test sonuçları.	39
Çizelge 5.21 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli katsayıları.	40
Çizelge 5.22 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.	40

Çizelge 5.23 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli test sonuçları.	41
Çizelge 5.24 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini regresyon modeli katsayıları. ..	42
Çizelge 5.25 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.	42
Çizelge 5.26 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini regresyon modeli test sonuçları.	42
Çizelge 5.27 : TEİAŞ 2019-2028 yılları Türkiye puant yük tahmini (MW).	43
Çizelge 5.28 : ETKB 2019-2039 yılları brüt elektrik tüketim tahmini (TWh).	44
Çizelge 5.29 : Türkiye uzun dönem tahmin sonuçları.	45
Çizelge 5.30 : Bursa uzun dönem tahmin sonuçları.	46
Çizelge 5.31 : Türkiye orta dönem tahmin sonuçları.	46
Çizelge 5.32 : Bursa orta dönem tahmin sonuçları.	47
Çizelge 5.33 : Türkiye yıllık ani puant tahmin sonuçları	48



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 : Elektrik piyasasının tarihsel gelişimi.	6
Şekil 2.2 : Türkiye Elektrik Piyasası'nda EPIAŞ ve TEİAŞ'ın görevleri.	6
Şekil 4.1 : Basit doğrusal regresyon modeli'nde değişkenlerin dağılımı	16
Şekil 4.2 : Tam bağlantılı katmanlı YSA yapısı.	19
Şekil 4.3 : Öğretmenli öğrenme modeli	19
Şekil 4.4 : Destekleyici öğrenme modeli.	20
Şekil 4.5 : Öğretmensiz öğrenme modeli.	20
Şekil 4.6 : Doğrusal aktivasyon fonksiyonu	21
Şekil 4.7 : Basamak aktivasyon fonksiyonu	22
Şekil 4.8 : Sigmoid aktivasyon fonksiyonu	22
Şekil 4.9 : Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu.	23
Şekil 5.1 : Türkiye uzun dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği.	28
Şekil 5.2 : Bursa uzun dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği.	30
Şekil 5.3 : Türkiye orta dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği.	31
Şekil 5.4 : Bursa orta dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği.	33
Şekil 5.5 : Türkiye yıllık ani puant yük elektrik yükü tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği.	35
Şekil 5.6 : Türkiye uzun dönem tahmin sonuçları.	45
Şekil 5.7 : Türkiye orta dönem tahmin sonuçları.	47
Şekil 5.8 : Bursa orta dönem tahmin sonuçları.	48
Şekil 5.9 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmin sonuçları	49

FARKLI YÖNTEMLER KULLANILARAK BURSA VE TÜRKİYE İÇİN ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ

ÖZET

Elektrik enerjisi ihtiyacı yıllar geçtikçe hızlı şekilde artış göstermektedir. Bu artan ihtiyacı karşılamak için gerek devlet yatırımları gerekse özel sektör yatırımları sürekli artmaktadır. Elektrik enerjisi yatırımları hem mali yönden yüksek maliyetli hem de gerçekleşme ve devreye alınma süreleri yılları bulan yatırımlardır. Tüm bu durumlar, elektrik enerjisi tahmininin önemini gün geçtikçe arttırmaktadır.

Kısıtlı değişken hesaplarına bağlı yıllık tahminlerle başlayan ilk tahmin süreçleri günümüzde farklı yöntemlerle yapılan zamana bağlı (saatlik, günlük, aylık, yıllık) ve ihtiyaca bağlı (maksimum minimum değerler, sanayi kullanımı, konutların ısınma amaçlı kullanımları vs.) geniş bir spektruma yayılmıştır.

Genel olarak elektrik talep tahmini zamana bağlı olarak kısa, orta ve uzun dönem olarak üç farklı dönem için yapılabilmektedir. Kısa dönem birkaç dakikadan bir güne; orta dönem bir günden bir yıla; uzun dönem ise bir yıldan daha fazla süreyi kapsamaktadır. Ayrıca tarım, sanayi, turizm vb. olmak üzere sektörler bazında da elektrik talep tahminleri yapılmaktadır.

Yapılan bu tez çalışmasında; Türkiye geneli ve Bursa ili için orta ve uzun dönem olmak üzere iki dönemde elektrik talebi ve Türkiye'nin maksimum yıllık ani puant yük değerleri tahmin edilmiştir. Uzun dönem tahminlerinde zaman aralığı 2019-2028 yılları arası, orta dönem tahminlerinde ise zaman aralığı Ocak 2019-Aralık 2019 olarak belirlenmiştir.

Tahmin çalışmasında Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları yöntemleri kullanılmıştır. Tahmin girdisi olarak geçmiş yıllara ait elektrik tüketimi, yıllık ani puant yük değerleri, iklim verisi (ısıtma ve soğutma gün sayısı), nüfus ve ekonomik büyüme göstergelerinden faydalanılmıştır.

Her bir model için tahmin sonuçları elde edilmiş ve diğer modellerle karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar hem Türkiye Elektrik İletim A.Ş. ve Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından hazırlanan projeksiyonlar ile kıyaslanmış hem de tahmin performans ölçütlerine göre değerlendirilmiştir. Türkiye ve Bursa uzun dönem elektrik talebi ve Türkiye yıllık ani puant talebi için yapılan tahmini sonuçları her iki model için de TEİAŞ ve ETKB tahminleri ile paralellik göstermiştir. Ayrıca YSA modelinin kullanıcı açısından daha geniş tahmin seçenekleri sunduğu buna karşın işlem süresinin çoklu regresyon analizine göre oldukça uzun olduğu görülmüştür.

Anahtar kelimeler: Elektrik talep tahmini, yapay sinir ağları, regresyon analizi, Bursa, puant talep.

FORECASTING ELECTRICITY DEMAND OF BURSA AND TURKEY USING DIFFERENT METHODS

SUMMARY

The demand for electrical energy increases rapidly over the years. In order to meet this increasing need, both public and private sector investments are constantly increasing. Electricity investments are both financially costly and take years of completion and implementation time. All these situations increase the importance of electrical energy forecasts day by day.

The first set of forecast processes, starting with annual forecasts based on restricted variable calculations, are spread over a broad spectrum of time-based (hourly, daily, monthly, annual) and need-based (maximum-minimum values, industrial usage, residential heating purposes) today.

In general, electricity demand forecasting can be made for three different periods as short, medium and long term depending on time. Short term period changes from a few minutes to a day; mid-term period changes from one day to one year and the long term period covers more than one year. In addition, electricity demand forecasts can be made on the basis of sectors such as agriculture, industry, tourism etc.

In this study, medium and long term electricity demand of Turkey and Bursa and maximum peak loads of Turkey are estimated. The time interval for the long-term and medium-term is determined as follows: the long-term forecasts consist of the period between 2019 - 2028, and the medium-term forecasts include the period between January 2019 - December 2019.

Multiple Linear Regression Analysis and Artificial Neural Networks methods were used in this study. Electricity consumption, maximum peak loads, climate data (heating and cooling degree days), population and economic growth indicators were also used as input data.

Results obtained for each model were compared with other models. The obtained results were also compared with projections made by TEİAŞ (Turkish Electricity Transmission System Operator) and Ministry of Energy and Natural Resources. Estimations of long-term electricity demand to Turkey and Bursa and annual peak load to Turkey are in line with estimations of TEİAŞ and MENR. In addition, the ANN model offers a wider range of estimation options for the user, but the processing time is considerably longer than the multiple linear regression analysis.

Keywords: Electricity demand forecasting, artificial neural networks, regression analysis, Bursa, peak load.

1. GİRİŞ

Enerji ekonomik gelişmenin en temel yapı taşlarından bir tanesidir. Enerjinin unsurları arasında en esnek yapıda olan kalemlerden biri ise elektrik enerjisidir. Sosyal ve ekonomik gelişmişlik düzeyinin artması ile birlikte dünya genelinde enerji talebinde de bir artış gözlenmektedir. Aynı şekilde, Türkiye genelinde de nüfus artışı ve ekonomik büyüme enerji tüketiminde hızlı artışlara neden olmaktadır. Ülkemizin yıllık elektrik tüketimi 1993 yılında 73.807,5 GWh iken bu miktar her yıl düzenli bir şekilde artarak 2018 yılında 300.109,2 GWh'e ulaşmıştır [1].

Elektrik tüketim miktarının doğru olarak tahmin edilebilmesi sistem operatörü ve piyasa katılımcıları açısından oldukça önemlidir. Elektrik enerjisi tahmin modelleri genel olarak kısa, orta ve uzun dönem olarak sınıflandırılmaktadır. Birkaç dakikadan bir haftaya kadar olan tahminler kısa dönem, bir aydan bir yıla kadar olan tahminler orta dönem, bir yıldan uzun süren gelecek dönemler için olan tahminler ise uzun dönemlidir. Hem orta hem de uzun dönemli talep tahminleri, elektrik şebekesinin stratejik planlama ve bakım faaliyetlerinin zamanlanması, yeni üretim ve iletim kapasitelerinin kurulması ve uzun vadeli talep tarafı yönetimi gibi şebekenin geliştirilmesine yönelik faaliyetler açısından oldukça önemlidir [2, 3].

Yapılan çalışmada; geçmiş yıllara ait aylık elektrik tüketimi, ortalama hava sıcaklığı verisi, nüfus artış oranı, büyüme oranı gibi veriler yardımıyla, farklı tahmin metotları kullanılarak Türkiye geneli ve Bursa ili için orta ve uzun dönemli aylık elektrik tüketimi ve Türkiye yıllık ani puant yük değerleri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Elektrik tüketimi tahmini yapılırken yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon olmak üzere iki farklı model kullanılmış olup her bir model ile elde edilen sonuçların doğruluğu, hem TEİAŞ ve Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından hazırlanan projeksiyonlar ile kıyaslanmış hem de tahmin performans ölçütlerine göre değerlendirilmiştir. Türkiye ve Bursa uzun dönem elektrik talebi ve Türkiye yıllık ani puant talebi için yapılan tahmin sonuçları her iki model için de TEİAŞ ve ETKB tahminleri ile paralellik göstermiştir.

2. TÜRKİYE'DE ELEKTRİK ENERJİSİ

2.1 Türkiye'de Elektrik Enerjisinin Tarihsel Gelişimi

Ülkemizde elektrik enerjisinin günlük hayatta ilk kullanımı 1878 yılında aydınlatma amacıyla olmuştur. Türkiye'de elektrik üretimi ilk defa 1902 yılında Tarsus'ta kurulan 2 kW gücünde bir su değirmeni ile başlamış, 1913 yılında Türkiye'nin ilk fosil yakıtlı santrali olan Silahtarağa Elektrik Santrali kurulmuştur. Türkiye'nin; 1923 yılında kurulu gücü 33 MW, yıllık elektrik enerjisi üretim kapasitesi 45 MWh iken 1950 yılı itibariyle üretim kapasitesi 500 MWh'e, kurulu gücü ise 407,8 MW'a ulaşmıştır. Bu yıllardan sonra fosil yakıtlara ek olarak hidrolik santrallerine yönelik yatırımların da başlanması sonucu 1953 yılında Devlet Su İşleri (DSİ) kurulmuştur [4].

Türkiye elektrik şebekesinin alt yapısının ilk bağlantısı 1952 yılında İstanbul – Silahtarağa Termik Santrali ve Zonguldak – Çatalağzı Termik Santrali arasında yapılan 154 kV'luk bu iletim hattıdır. Bu hatla Zonguldak'tan İstanbul'a elektrik enerjisi iletilmiştir. Bu bağlantı günümüzdeki enterkonnekte sistemin bağlangıcıdır [5].

1950'li yıllarda elektrik üretim santrallerinin yapımı ve işletimi Devlet ve özel sektör eliyle gerçekleşmeye başlanmıştır. Bu dönemde Adana bölgesinde Çukurova Elektrik A.Ş. (ÇEAŞ) ve Antalya bölgesinde Kepez Elektrik A.Ş. kurulmuştur. Etibank tarafından o yılların en büyük hidroelektrik santrali 1956 yılında Sakarya nehri üzerine olan Sarıyar Hidroelektrik Santrali kurulmuştur. 1963 yılında Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB) kurulmuştur. Böylelikle o zamana kadar bağımsız birer kuruluş olan Etibank, DSİ, EİEİ gibi kurumlar ETKB çatısı altında birleşmiştir [6].

Birinci (1963-1967) ve İkinci Beş Yıllık Kalkınma Planı (1968-1972) dönemlerinde artan elektrik üretim, iletim ve dağıtım miktarı nedeniyle elektrik sektöründeki dağınık yapıyı ortadan kaldırmak ve işletme bütünlüğünü sağlamak amacıyla 1970 yılında Türkiye Elektrik Kurumu (TEK) kurulmuştur. İmtiyazlı şirketlerin görev

bölgeleri ve belediye sınırları dışında tüm yurttaki elektriğin üretim, iletim, dağıtım ve satış hizmetleri TEK bünyesinde toplanmıştır [7].

1970'li yıllarda yaşanan siyasi gelişmeler sonucunda tüm dünya ile birlikte Türkiye de enerji konusunda sıkıntıya girmiştir. Bu dönemde yaşanan petrol krizi linyite dayalı termik santralleri gündeme getirmiştir. Elektrik üretiminin genellikle ithal kaynaklarla sağlanması nedeniyle elektrik arzının sağlanması konusunda büyük sıkıntılar yaşanmıştır. Elektrik arzında yaşanan sorunlar nedeniyle bu dönemde ülke genelinde elektrik kesintilerine gidilmesi gerektirmiştir. 1970'li yıllar ayrıca büyük elektrik projelerinin inşa edildiği dönemdir ancak bu projelerin tamamlanmasında gecikmeler gerçekleşmiştir [8].

TEK, 1984 yılında çıkarılan "Türkiye Elektrik Kurumu Dışındaki Kuruluşların Elektrik Üretimi, İletimi, Dağıtım ve Ticareti ile Görevlendirilmesi Hakkında Kanun" ile piyasanın ana unsuru olma özelliğini yitirmiştir. Yasanın yürürlüğe girmesinden sonra elektrik enerjisi üretim, iletim ve dağıtımının farklı kurumlar tarafından da yapılmasına olanak tanınmıştır. İşletme hakkı Bakanlar Kurulu kararı ile özel şirketlere devredilebilir hale getirilmiştir. Yeni sistemde koordinasyon görevi de ilk olarak ETKB tarafından yürütülmüş ve 99 yıla kadar uzatılabilen sözleşmelerin yapılabilmesinin önü açılmıştır. Sonuç olarak özel bir üreticinin ürettiği elektrik, özel bir dağıtım firmasına satılabilir hale getirilmiş ve TEK'in tekel görüntüsü de yok edilmiştir.

1993 yılında çıkartılan Kanun Hükmünde Kararname ile hizmetlerin daha etkin, verimli ve çağdaş bir şekilde sürdürülebilmesi amacıyla ve özelleştirme politikaları çerçevesinde TEK özelleştirme kapsamına girmiştir. Bu kanun hükmünde kararname sonrasında TEK; Türkiye Elektrik Üretim-İletim A.Ş. (TEAŞ) ve Türkiye Elektrik Dağıtım A.Ş. (TEDAŞ) adı altında iki ayrı İktisadi Devlet Teşekkülü olarak yeniden yapılandırılmıştır. TEAŞ "Elektriğin Üretimi ve İletimi" kısmını, TEDAŞ ise "Elektriğin Dağıtımını" kısmını üstlenmiştir [9].

2001 yılında; TEAŞ; Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi (TEİAŞ), Türkiye Elektrik Ticaret ve Taahhüt Anonim Şirketi (TETAŞ), Elektrik Üretim Anonim Şirketi (EÜAŞ) olmak üzere dört ayrı kuruma bölünmüştür. TETAŞ'ın görev alanı "Elektriğin Toptan Satışı", TEİAŞ'ın görev alanı ise "Elektriğin İletimi" ile, EÜAŞ ise "Elektriğin Üretimi"dir [9].

“Elektriğin kaliteli, yeterli, sürekli, düşük maliyetli ve çevreye verdiği zararın minimuma indirilerek tüketiciye sunulması; rekabet ortamında özel hukuk hükümlerine uygun olarak faaliyet gösterebilecek mali açıdan güçlü, istikrarlı ve şeffaf bir elektrik piyasasının oluşturulması ve bu piyasanın düzenlenip; denetlenmesini sağlamak” amacıyla 3 Mart 2001 tarihinde 4628 Sayılı Elektrik Piyasası Kanunu devreye girmiştir. Elektrik Piyasası Kanunu’nun devreye girmesinin sonucu olarak Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (EPDK) kurulmuştur [10].

Türkiye’de elektrik dağıtım faaliyeti özel elektrik dağıtım şirketleri tarafından yürütülmektedir. 02.04.2004 tarih ve 2004/22 sayılı Özelleştirme Yüksek Kurulu Kararı ile Türkiye Elektrik Dağıtım A.Ş. ile özelleştirme programına alınmıştır. 07.11.2005 tarih ve 2005/125 sayılı Özelleştirme Yüksek Kurulu Kararı ile TEDAŞ’ın özelleştirme stratejisi belirlenmiş ve Türkiye 21 dağıtım bölgesine ayrılmıştır. 21 elektrik dağıtım bölgesinin özelleştirilmesi 2013 yılında sonuçlanmıştır [8].

2.2 Türkiye’de Elektrik Piyasası

Elektrik Piyasası Kanunu Türkiye Elektrik Piyasası’nın başlangıcı olarak kabul edilebilir. Bu Kanunun yürürlüğe girmesi, Türkiye Elektrik Piyasası’nın Avrupa Birliği mevzuatı ve müktesebatı ile uyumluluk göstermesi açısından son derece önemlidir. Elektrik Piyasası Kanunu ile devletin yalnızca düzenleyici ve denetleyici otorite olarak davrandığı bir sistem öğörlümüş ve özel sektör paydaşlarının yatırım yapacakları rekabetçi bir piyasanın oluşturulması amaçlanmıştır. 4628 sayılı Elektrik Piyasası Kanunu’nun ana amacı, son kullanıcılara elektriğin sürdürülebilir, yüksek kalitede, ucuz maliyetle ve çevreye duyarlı şekilde sunulmasıdır [10,11].

Türkiye’de elektrik piyasasının liberalleşmenin arkasındaki temel neden, Avrupa Birliği veya önde gelen ülkelerin piyasalarını serbestleştirmelerinin arkasındaki itici sebeplerden oldukça farklıdır. Avrupa Birliğinin bu konudaki öncelikli hedefi bir iç piyasa oluşturmaktır. Örneğin İngiltere benzeri ülkeler, mülkiyet boyutu ve piyasa yapısı boyutu ile motive edilmiştir. Mülkiyet boyutu kamuya ait işletmelerin verimsizliği anlamına gelirken, piyasa yapısı boyutu kavramı elektrik üretimde rekabeti mümkün kılan teknolojik değişikliklerin yarattığı fırsatları ifade etmektedir. Türkiye’de asıl itici güç, elektrik talebindeki hızlı artışın özel sektör yatırımları ile karşılanması olmuştur.

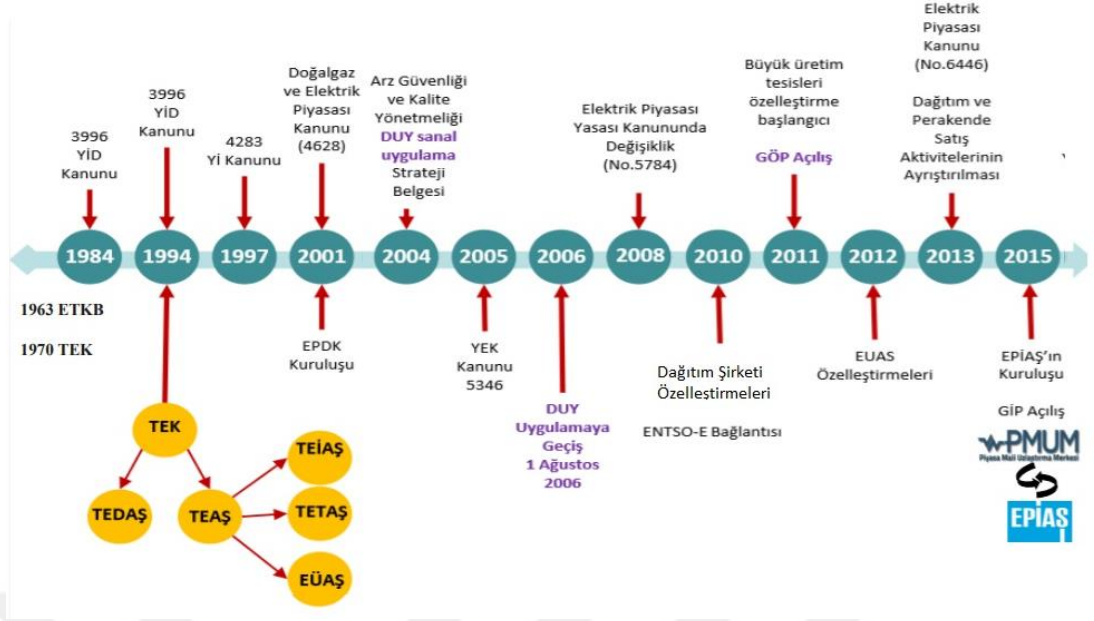
Elektrik piyasası, elektriğin alınıp satıldığı bir emtia piyasasıdır. Elektrik enerjisinin yüksek miktarlarda depolanması mümkün olmadığından elektrik üretildiği anda ve üretilen miktarda tüketilmelidir. Bunun sağlanabilmesi için sistemde arz ve talebin anlık olarak dengeli olması gerekir.

Elektrik enerjisi talebi, mevsimlere ve günün saatlerine göre farklı seviyelerde olmaktadır. Sistem işletmecisi, istatistiksel hesaplara göre üretimi planlar, fakat her zaman talepte beklenmedik artış ve azalışlar meydana gelebilir. Arz ve talep arasındaki farkın büyümesi durumunda sistem kararlılığı bozulabilir ve zamanında müdahale edilemezse sistem oturması tehlikesi ile karşı karşıya kalınabilir. Bu sebeplerden dolayı talepteki dalgalanmayı yakalayabilmek için rezerv güç tutulması ve üretimin talebi çok yakından takip etmesi gerekmektedir. Sistem dengesi TEİAŞ tarafından sağlanır.

7162 sayılı Gelir Vergisi Kanunu İle Bazı Kanunlarda Değişiklik Yapılmasına Dair Kanun'un 14. maddesine göre Türkiye'de Elektrik Piyasası, İkili Anlaşmalar Piyasası, Gün Öncesi Piyasası (GÖP), Gün İçi Piyasası (GİP), Dengeleme Güç piyasası (DGP) ve ileri tarihli fiziksel teslimat gerektiren (Türev) diğer elektrik piyasalarından oluşmaktadır [12].

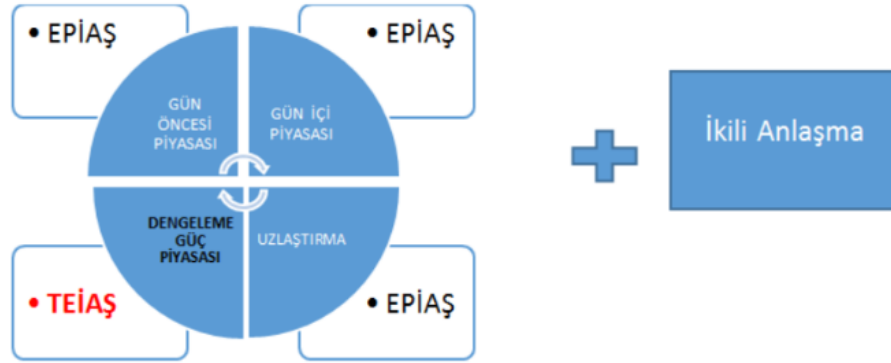
2003 yılında elektrik piyasasında arz ve talep dengesinin kurulması amacıyla TEİAŞ bünyesinde Piyasa Mali Uzlaştırma Dairesi Başkanlığı (PMUM) kurulmuştur. 2004 ile 2006 yılları arasında Elektrik Piyasaları Uzlaştırma Yönetmeliği Türkiye'nin serbest piyasaya geçiş sürecinde uygun piyasa şartlarının oluşmasına katkıda bulunmuştur [9].

30 Mart 2013 tarihinde 6446 sayılı Elektrik Piyasası Kanunu yürürlüğe girmiştir. Bu kanun ile daha etkin, şeffaf ve güvenilir bir elektrik piyasanın kurulması, geliştirilmesi ve işletilmesi, bu amaçla organize toptan elektrik piyasalarının işletilmesi ve bu piyasalarda gerçekleştirilen faaliyetlerin mali uzlaştırma işlemleri ile söz konusu faaliyetlere ilişkin diğer mali işlemlerin yürütüldüğü bir piyasa işletmecisinin kurulması ön görülmüştür. Enerji Piyasaları İşletme Anonim Şirketi (EPIAŞ), 12.03.2015 tarihinde resmen kurulmuştur ve 01.09.2015 tarihinde piyasa işletme lisansını almıştır. Elektrik enerjisi piyasasının tarihsel gelişimi Şekil 2.1 ile gösterilmektedir [13].



Şekil 2.1 : Elektrik piyasasının tarihsel gelişimi.

EPIAŞ'ın kurulması ile birlikte; GÖP, GİP ve Uzlaştırma faaliyetleri EPIAŞ tarafından, Dengeleme Güç Piyasası (DGP) faaliyetleri ise TEİAŞ tarafından yürütülmeye başlanmıştır. Türkiye Elektrik Piyasası'nda EPIAŞ ve TEİAŞ'ın görevleri Şekil 2.2 ile gösterilmektedir.



Şekil 2.2 : Türkiye Elektrik Piyasası'nda EPIAŞ ve TEİAŞ'ın görevleri.

6446 sayılı Elektrik Piyasası Kanunu'nun yürürlüğe girmesi ile birlikte Spot Piyasa olarak da adlandırılan Gün Öncesi Piyasası, elektriğin teslimat gününden bir gün öncesine kadar elektrik ticareti ve dengeleme faaliyetlerinin yapıldığı bir piyasadır ve EPIAŞ tarafından işletilmektedir. Gün Öncesi Piyasası kapsamında belirli bir zaman dilimi için teklifler saatlik, blok ve/veya esnek teklifler olarak sunabilmektedirler. Gün İçi Piyasası 1 Temmuz 2015 tarihinde faaliyete geçmiştir. Elektrik piyasasının dengelenmesi ve sürdürülebilirliğinin sağlanabilmesi için dengeleme piyasası ile gün

öncesi piyasası arasında gün içi piyasasının çok önemli bir pozisyonu vardır. Gün İçi Piyasasında elektrik ticareti fiziksel teslimat saatinden 60 dakika öncesine kadar yapılabilmektedir. Gün İçi Piyasası gün içinde dengeleme faaliyetlerinde kullanılmakta ve EPIAŞ tarafından işletilmektedir. Dengeleme Güç Piyasası gerçek zamanlı işletilen bir piyasadır ve TEİAŞ tarafından işletilmektedir. Elektriğin teslimat saatinde arz tarafında yaşanan arızalar veya talebin beklenenden farklı oluşması nedeniyle arz ve talep dengesi bozulabilir. Bu durumda frekansta sapmalar yaşanmaması için kısa sürede arz ve talep dengesinin yeniden sağlanması gerekmektedir. Dengeleme Güç Piyasası bu durumda arz talep dengesinin yeniden sağlanması için faaliyet göstermektedir [14].

Elektrik türev piyasaları, elektriğin fiziksel teslimatının yapılmadığı piyasalardır. Elektriğin bir ticari mal olarak ticaretinin yapılmasının yanı sıra, özellikle kısa ve uzun dönemli elektrik ticareti arasındaki zamansal belirsizliklerden kaynaklanan riske yönelik bazı finansal koruma (hedge) ve risk yönetimi araçları kullanılabilir. Elektrik türev araçları denilen bu yöntemlerle mülkiyet hakkı değişmezken, bu hakka ilişkin olan yükümlülüklerin türevlerinin ticareti yapılmaktadır. Yalnız bir tek elektrik değil, birçok diğer ticari mal (meta) için uzun ve kısa dönemli piyasalar arasında zamansal risk, türev piyasalar aracılığıyla bertaraf edilebilmektedir [15].

İkili Anlaşmalar ise elektrik piyasasında tüketiciler ile tedarikçiler arasında özel hukuk hükümlerine tabi olarak, elektrik enerjisinin alınıp satılmasına dair yapılan ticari anlaşmalardır.

3. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Literatürde elektrik talep tahmini konusunda farklı yöntem, veri seti ve zaman aralıkları ele alınarak yapılmış çeşitli çalışmalar yer almaktadır. Bu çalışmaların bir kısmı aşağıda özetlenmiştir.

Hüseyin Avni Es ve arkadaşları çalışmalarında 2011-2025 yılları arası Türkiye net enerji talebini YSA modelini kullanarak düşük senaryo, beklenen senaryo ve yüksek senaryo olmak üzere üç senaryo için tahmin etmiştir. Tahmin modelini oluştururken 1970-2010 yılları arasındaki Gayri Safi Yurtiçi Hâsıla (GSYH), nüfus, ithalat, ihracat, bina yüz ölçümü ve taşıt sayısı değişken verileri girdi olarak kullanılmıştır. Oluşturulan YSA modelinin çıktıları çoklu doğrusal regresyon modeli ve zaman serileri modeli ile karşılaştırılmıştır. Çalışmada girdi ve çıktı verilerine basit normalizasyon işlemiyle [0,1] aralığında uygulanmıştır. YSA modeli tek gizli katmandan oluşmaktadır ve katmandaki nöron sayısı deneme yanılma yoluyla bulunmuştur. Modelde öğrenme metodu olarak bayesian düzeltmeye dayalı geri yayılım algoritması, aktivasyon fonksiyonu olarak ise gizli katmanda sigmoid, çıktı katmanında doğrusal aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Modele girdi olarak eklenen bina yüzölçümü ve taşıt değişkenlerinin tahmini performansına katkısını görebilmek amacıyla sadece GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat verilerinin kullanıldığı ikinci bir model daha kurulmuştur. İlk modelin çıktılarının ikinci modele göre daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. YSA modelinin kabul edilebilir ve yüksek doğrulukta tahminler gerçekleştirebildiği saptanmış olup ayrıca genel literatürden farklı olarak kullanılan bina yüzölçümü ve taşıt sayısı girdi değişkenlerinin tahmin performansını artırmada etkili oldukları gözlemlenmiştir. Çalışma sonucunda Türkiye net enerji talebi düşük senaryo için 16.875 TEP, beklenen senaryoda 169.631 TEP, yüksek senaryoda ise 212.0224 TEP olarak bulunmuştur [16].

Coşkun Hamzaçebi ve Fevzi Kutay çalışmalarında uzun dönem elektrik enerjisi tüketimi tahmininde yapay sinir ağlarının kullanımını Box-Jenkins modelleri ve regresyon tekniği ile karşılaştırmıştır. Çalışmada sanayi, tarım, ulaşım ve mesken olarak belirlenen dört başlıkta elektrik tüketimi incelenmiştir. Kullanılan YSA

modelinde 1970 - 1997 yılları arası veriler eğitim, 1998 – 2002 yılları arası veriler doğrulama, 2003 – 2004 yılları arası veriler test verisi olarak kullanılmıştır. Giriş katmanında 4 nöron, gizli katman sayısı 2, çıkış katmanında 4 nöron olan bir model MATLAB yazılımıyla oluşturulmuştur. Çalışma kapsamında 2003 ve 2004 yılları için tüketim değerleri ile tahmini sonuçları sektörel olarak kıyaslanmıştır. 2003 yılı için konutların elektrik tüketimindeki sapma %2,88 ile 54.000 GWh'e yakın; 2004 yılı için ise sapma %3,65 ile 59.000 GWh civarı tahmin edilmiştir. Sanayi sektöründe ise 2003 yılı için sapma %0,13 ile yaklaşık 54.000 GWh ve 2004 yılı için %2,12 sapma değerine karşılık gelen yaklaşık 58 bin GWh olarak tahmini edilmiştir. Tarımsal elektrik tüketimi 2003 ve 2004 yılları için ortalama %3,56 sapma ile ulaşım sektörü elektrik tüketimi ise ortalama %23,59 sapma ile tahmini edilmiştir. Model girdisi olarak geçmiş yıllara ait elektrik enerjisi tüketimi değerleri ve nüfus bilgileri kullanılmıştır. Çalışma neticesinde elektrik enerjisi talep tahmini için YSA'nın verimli ve kullanılabilir olduğu görülmüştür. 2005 – 2020 yılları arasında Türkiye elektrik talebinin %9,2 oranında artış göstereceğine dair tahmini yapılmıştır. [17].

Ahmet Cihat Toker ve Ozan Korkmaz, Türkiye elektrik enerjisi talebini yapay sinir ağları ve ileri sinyal işleme teknikleri kullanarak saatlik çözünürlükte günlük ve haftalık olarak tahmin etmiştir. Modelleme yaparken gerçekleşen elektrik tüketimi, sıcaklık ve diğer meteorolojik etkenler, ışımaya ve takvim günleri kullanılmıştır. Talep tahmininde 2008 ve 2009 yılları toplam Türkiye elektrik tüketimi ile İstanbul iline ait meteorolojik veriler kullanılmıştır. Türkiye için elektrik tüketimi tahmini edilirken sadece İstanbul iline ait meteorolojik verilerin kullanılması yapılan çalışma sonucu elde edilen çıktılardaki hata oranlarını yukarıya çekmiştir [18].

Eda Boltürk, bir şirket için 2000-2011 yılları arasındaki elektrik tüketim verilerini aylık çözünürlükte ele alarak ve farklı tahmin metodlarını kullanarak elektrik tüketim tahmini çalışması yapmıştır. Yapılan çalışmada Hareketli Ortalama, Üstel Düzeltme, Holt Modeli, Regresyon, ARIMA, Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları, Gri Sistem ve bunların bazı türevleri ele alınmıştır. Tahmin modeli 2000-2011 verileri kullanılarak oluşturulmuştur. 2012 yılı için aylık elektrik tüketimi tahmini yapılmıştır. 2012 yılı verileri ile yapılan tahmin kıyaslanmış, ayrıca tahmin performans ölçütlerine göre de yapılan tahminin doğruluğu değerlendirilmiştir. Kısa dönemli Bulanık Mantık yaklaşımları, Holt Modeli, Hareketli Ortalama ve Yapay Sinir Ağı; orta dönemli elektrik tüketim tahmininde Singh'in Bulanık Mantık

Yaklaşımı, Holt Modeli, Yapay Sinir Ağı, Üstel Düzeltme Yöntemleri ve Çoklu Regresyon Modelleri, uzun dönemli elektrik tüketim tahmininde ise Üstel Düzeltme, Singh'in Bulanık Mantık Yaklaşımı, Hareketli Ortalama ve Holt Modeli başarılı sonuçlar vermiştir [19].

Ömer Gültekin çalışmasında 2002–2006 yılları aylık tüketim verileri kullanılarak lineer, eksponansiyel ve kuadratik eğriye yaklaşım metotları ile Bursa ili için orta dönem elektrik enerjisi talebi tahmini yapmıştır. Model oluşturulurken sadece aylık elektrik talebi verisinden faydalanılmıştır. 2007 yılı için aylık ve yıllık toplam elektrik tüketimi tahmin edilmiş ve gerçekleşen tüketim verileriyle karşılaştırma yaparak tahmin modellerinin performansları değerlendirilmiştir [20].

Özkan Demirel çalışmasında, ANFIS, ARMA, YSA ve Regresyon modelleri ile 2006-2010 arası elektrik enerjisi talebini tahmin etmiştir. Tahmin modelleri oluşturulurken 1970-2007 arası Gayri Safi Yurt İçi Hasıla, Üretilen Enerji, Tüketilen Enerji, Nüfus ve Kurulu Güç verileri kullanılmıştır. ANFIS modeli ile yapılan tahminlerin daha doğru olduğu sonucuna ulaşılmıştır. ANFİS, ARMA ve YSA mdelleri ile yapılan çalışmada dört bağımsız ve bir bağımlı degisken kullanılmış, en iyi sonucu ANFIS'in verdiği görülmüştür [21].

Feyza Gürbüz ve arkadaşları, 2010'dan 2022 yılına kadar Türkiye'nin elektrik enerjisi tüketimini yapay arı kolonisi algoritması ile tahmin etmişlerdir. Model oluşturulurken Türkiye'nin 1979'dan 2009'a kadar yıllık elektrik tüketimi, nüfus, GSYH, ithalat ve ihracat verileri kullanılmıştır. Bu modelde ekonomik göstergelerdeki dalgalanmalardan dolayı daha iyi sonuçlar alınmıştır [22].

Akay ve Atak (2007), Türkiye elektrik tüketimi tahmini için gri tahminleme yöntemi ile bir çalışma yapmışlardır. 1970-2004 döneminde yıllık olarak sanayi ve toplam elektrik tüketimleri giriş verisi olarak kullanılmıştır. Doğrulama amaçlı olarak, tahminler gerçek değerlerle karşılaştırılmıştır. Türkiye toplam elektrik tüketiminde yıl bazında ortalama %3,43 sapma aynı dönemde sanayi tüketimi için ise ortalama %4,36'lık sapma değeri elde edilmiştir. Elde edilen tahminlerin ETKB tahminlerinden daha başarılı olduğu görülmüştür. Sonrasında kurulan model ile 2005-2015 yılları elektrik tüketimleri için yıllık bazda tahmin yapılmıştır. Tahminler sonucunda Türkiye elektrik tüketiminin 2015 yılında sanayi için yaklaşık 140 bin GWh'e, tüm tüketimin ise 265 bin GWh'e ulaşacağı tahmin edilmiştir. [23].

Abual-Foul çalışmasında, 1976-2008 dönemi boyunca yıllık verileri kullanarak (elektrik talebi, gayri safi yurtiçi hasıla, nüfus, ihracat ve ithalat) Ürdün'ün enerji kullanımını tahmin etmiştir. Çalışmada yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır [24].

Ajith ve Baikunth çalışmalarında, Avustralya'nın Victoria eyaletindeki elektrik enerjisi talebini her yarım saatte bir alınan 10 aylık verilerle "A Neuro-Fuzzy Approach For Modelling Electricity Demand in Victoria" isimli tahminleme çalışmasını ARIMA, YSA ve Neuro-Fuzzy modelleri kullanılarak yapmışlardır. Çalışma sonucunda Neuro-fuzzy modelinin diğer modellere göre en iyi sonucu verdiği görülmüştür [25].

Derya Aydın ve arkadaşları, elektrik talebini etkileyen en önemli faktörün sıcaklık olduğunu düşünmüşler; sıcaklığı ısıtma derece gün ve soğutma derece gün olarak kullanmaya karar vermişlerdir. Isıtma derece gün (HDD), bir günün ne kadar soğuk geçtiğini ve ne kadar ısınmaya ihtiyaç duyduğunu gösterirken; soğutma derece gün (CDD) ise bir günün ne kadar sıcak geçtiğini ve ne kadar soğutmaya ihtiyaç duyulduğunu göstermektedir. Isıtma ve soğutma derece gün sayılarının hesaplanması için birçok yöntem bulunmakla beraber, bu çalışmada Avrupa Birliği İstatistik Ofisi (Eurostat) tarafından kullanılan yöntem tercih edilmiştir. Veri olarak İstanbul ili Aralık 2010- Aralık 2014 dönemine ait günlük sıcaklık ve tüketim değerleri kullanılmıştır. Çalışma iki kademeli olarak gerçekleştirilmiş, birinci aşamada mevsimsel etki hariç tutulmuş, ikinci aşamada ise doğrusal bir tahmini modeli oluşturulmuştur. Tüketim verisini mevsimlik etkilerden kurtarabilmek için resmi tatiller, bayram ve arefe günleri için daha az etkili kukla değişkenler ve zaman birimi olarak standart bir gün belirlenmiştir. Böylece mevsimsellikten tümüyle arındırılmış bir doğrusal regresyon analizi modeli oluşturulmuştur. Sıcaklık etkisinin tahminde ortaya çıkabilmesi için kullanılan HDD ve CDD değerleri farklı korelasyonlar ve analizler sonucunda sırasıyla 18°C ve 22°C olarak seçilmiştir. Tüm bu işlemler sonrasında modelin bağımsız değişkenleri olarak, önceki dönem tüketim değerleri, HDD, CDD ve kukla değişkenler seçilmiştir. Tahmin modeli %87 açıklayıcılığa sahiptir. Tahmin modelinde en küçük kareler yöntemi kullanılmıştır. Model ile Aralık 2014 ayı günlük elektrik talebi tahmini yapılmış ve tahminler dönemin tüketim verilerinin ile kıyaslanmıştır. Tahmin modeli için MAPE değeri günlük yaklaşık %1 olarak tespit edilmiştir [26].

Çalmasıur ve İnan çalışmalarında, hane halkı elektrik enerjisi tüketimine etkiyen faktörleri ve bu faktörlerin ağırlıklarını araştırmıştır. Yöntem olarak sıralı logit modelin özel bir türü olan kısmi oransal bahis modeli (PPOM) kullanılmıştır. Çalışma çıktıları incelendiğinde hane halkı kişi sayısı, gelir, yaşanan konutun sahip olduğu özellikler ve hane halkının kullandığı teknolojik aletlerin çeşitliliğinin tüketime önemli şekilde etki ettiği görülmüştür. Bir diğerk çalışma çıktısı da Türkiye talep yapısının diğerk ülkelerle benzerliklere sahip olduğu da belirlenmiştir [27].

George Hondroyiannis çalışmasında, 1986-1999 dönemi aylık konut elektrik talebini tahmini etmiştir. Çalışmada, hem uzun hem de kısa vadeli konut talebinde elektrik talebinde istikrar, gelir ve fiyat duyarlılığı konularını incelemek için eşbütünleşme teknikleri uygulanmıştır. Bu amaçla elektriğın gerçek fiyatı, gerçek gelir ve Yunanistan'daki ağırlıklı ortalama sıcaklık olmak üzere üç değışken kullanılmıştır. Yapılan analizin sonuçları göre Yunan konut elektrik talebinin uzun vadede elektrik talebinin konut geliri, reel fiyat seviyesi ve ağırlıklı ortalama sıcaklıktaki değışikliklerden etkilendiğini göstermektedir. Konut elektrik talebinin gelir esnekliğinin değeri 1,56, fiyat esnekliğinin değeri ise -0,41 olarak hesaplanmıştır. Yapılan çeşitli stabilite testleri, Yunanistan'da uzun vadeli konut talebinin tahmin süresi boyunca değışmeden kaldığını göstermektedir. Hata düzeltme modelinin kullanıldığı ampirik sonuçlar, Yunanistan'daki kısa vadeli konut elektrik talebinin esnekliğinin olmadığını ve fiyattan bağımsız olduğunu göstermektedir. Ayrıca ağırlıklı ortalama sıcaklığın kısa vadeli konut elektrik tüketimi üzerinde kısa vadeli bir etkisi olmadığını gösterilmiştir [28].

4. TALEP TAHMİNİ MODELLERİ

4.1 Elektrik Talep Tahmin Modellerinin Zamana Göre Sınıflandırılması

Elektrik enerjisi talep tahmini genel olarak üç kısımda incelenebilir:

- Kısa dönemli talep tahmini
- Orta dönemli talep tahmini
- Uzun dönemli talep tahmini

Kısa dönem ifadesi tahminin bir saat, gün ya da haftalık periyotta yapılabileceği anlamına gelmektedir. Kısa dönemli elektrik talep tahmini güç sistemlerinin güvenli bir şekilde çalışması açısından önemlidir.

Güç sistemlerinden talep edilen enerji gün içinde sürekli olarak değişiklik göstermekte olup sistem güvenliğinin sağlanması için üretim ve tüketimin birbirine eşit olması gerekmektedir. Ülkemizde saatlik olarak elektrik üretim ve tüketim dengesinin sağlanabilmesi için fiziksel teslimat tarihinden bir gün önce EPIAŞ tarafından işletilen gün öncesi elektrik piyasasında piyasa katılımcıları tarafından elektrik enerjisinin alım ve satım yönlü ticareti yapılmaktadır. Gün İçi Piyasası ile gerçek zamana yakın ticaret imkânı tanınarak piyasa katılımcılarına kısa vadede portföylerini dengeleme fırsatı sunulmaktadır. Gün içi piyasasının sağlıklı şekilde ilerleyebilmesi için günlük olarak yapılan kısa dönemli talep tahmini kilit rol oynamaktadır.

Orta dönemli talep tahmini, talep edilen enerjinin bir haftadan bir yıla kadar olan dönemde tahmin edilmesini amaçlamaktadır. Orta dönem talep tahmininde elde edilen sonuçlar iletim şebekesine yönelik bakım çalışmalarının planlanması açısından önemlidir. Bu tahminde puant talep değeri de genel talep tahmini ile birlikte odak noktasıdır.

Uzun dönemli talep tahmini bir yıldan daha uzun olan dönemi kapsamaktadır. Tahmin periyodunun uzun olması nedeniyle elektrik talebinin kesin bir doğrulukla gerçekleştirilmesi diğer tahmin aralıklarına göre oldukça zordur. Ayrıca elektrik

talebini etkileyen faktörler de zamanla değişebilmektedir. Bu nedenle uzun dönemli elektrik talep tahmininde doğruluk oranını artırmak için tahminin belli periyotlarda güncellenmesi gerekmektedir. Türkiye Elektrik Enerjisi Talep Projeksiyonu Raporu her iki yılda bir, gelecek yirmi yılı kapsayacak şekilde ve Kalkınma Bakanlığı ve Kurum görüşleri alınarak Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından hazırlanmaktadır.

Elektrik üretim santralleri ve iletim hatlarının gelecek dönemdeki elektrik talebini karşılaması için gerekli yatırımlara uzun dönemli talep tahminine göre karar verilmektedir. Bu çalışma ile sistemde oluşabilecek enerji ihtiyacına göre yatırımcılar yeni yatırımların miktarını ve zamanlamasını planlayabilmektedir.

Tahmin sonucu elde edilen Türkiye yıllık ani puant yük değeri de elektrik iletim şebekesinde yapılacak iyileştirme ve yeni yatırımların planlanması konusunda kilit role sahiptir.

4.2 Regresyon Analizi

Regresyon analizi kullanımı en yaygın olan istatistiksel yöntemlerden biri olup bir bağımlı ve birden fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi tanımlamayı ve değerlendirmeyi sağlamaktadır. Değişkenler arasındaki bağlantının modeli oluşturulur ve regresyon denklemi elde etmek için parametre değerleri kullanılır. Sonrasında modelin yeterli olup olmadığına karar vermek için çeşitli testler uygulanır. Modelin yeterli görülmesi durumunda, oluşturulan regresyon denklemi, verilen bağımsız değişkenler için bağımlı değişkenlerin değerini tahmin etmek için kullanılabilir.

Model bir bağımlı değişken ve bir bağımsız değişkenden oluştuğunda, analiz basit bir doğrusal regresyon analizi olarak adlandırılır. Bu analiz, iki değişken arasında doğrusal bir ilişki olduğunu varsayar. Çoklu regresyon, iki veya daha fazla bağımsız değişken ile bir bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi tanımlamaktadır.

Bağımsız değişkenler doğrudan ölçülebilen özelliktedirler. Bu değişkenlere ayrıca bağımlı değişkenin davranışını tahmin etmek veya açıklamak için kullanılan belirleyici veya açıklayıcı değişkenler de denir. Bağımlı değişken, değeri bağımsız değişkenlerin değerlerine bağlı olan bir değişkendir [29].

Regresyon modeli aşağıdaki varsayımlara dayanmaktadır.

- Bağımlı değişken ile bağımsız değişken/değişkenler arasındaki ilişki doğrusaldır.
- Hata teriminin beklenen değeri sıfırdır.
- Hata teriminin varyansı bağımsız değişkenin tüm değerleri için sabittir.
- Otokorelasyon yoktur.
- Bağımsız değişken, hata terimiyle ilişkilendirilmez.
- Hata terimi normal dağılımlıdır.
- Gözlem değeri (Y_i) ile tahmin edilen değer (\hat{Y}_i) arasındaki ortalama fark sıfırdır.
- Tahmin edilen hata değerleri ve bağımsız değişkenlerin değerleri birbirleriyle ilişkili değildir.
- Gözlenen değer ile öngörülen değer arasındaki kare farkları benzerdir.
- Bağımsız değişkende bazı varyasyonlar bulunmaktadır. Eğer denklemde birden fazla değişken varsa, iki değişken tam olarak korelasyon içinde bulunmamalıdır.

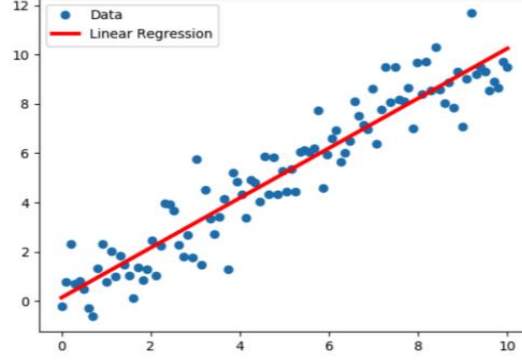
4.2.1 Basit doğrusal regresyon

Basit doğrusal regresyon modeli bir bağımlı değişken ile bir bağımsız değişkenden oluşan istatistiksel bir modeldir. Basit regresyon modeline ait denklem aşağıda verilmiştir [30].

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon \quad (4.1)$$

Burada \hat{Y} , bağımlı değişkenin tahmin edilen veya beklenen değeri, X bağımlı değişkeni, β_0 değişkeni X değeri sıfıra eşit olduğunda \hat{Y} 'nin alacağı değeri, β_1 değişkeni X değişkeninin katsayısını, ε değişkeni ise hata terimini ifade etmektedir. Hata terimi, gerçek değerler (\hat{Y}) ile gözlenen değerler (Y) arasındaki farkı ifade etmektedir.

Değişkenler arasında normal dağılım ve doğrusal ilişki olması gerekmektedir. Dolayısıyla verilerimiz, çizgi boyunca sabit değişkenliği olan düz bir çizginin etrafına rasgele dağılmış noktalar topluluğu gibi görünmelidir. Basit doğrusal regresyon modelinde değişkenlerin dağılımı Şekil 4.1 ile gösterilmiştir.



Şekil 4.1 : Basit doğrusal regresyon modelinde değişkenlerin dağılımı [31].

Hata değerinin oluşmasının modeldeki silinmiş değişkenlerin etkisi, değişkenlerin kalitatif (nitel) olması ve gözlemlerden elde edilen rassallık gibi birkaç nedeni olabilir. Gözlemlenen ε değerinin ortalama sıfır ve sabit σ^2 varyansı ile birbirinden bağımsız ve aynı dağılıma sahip olduğu kabul edilir. Ayrıca hata teriminin normal dağılımlı olduğu varsayılır [32].

$$Var(y) = \sigma^2 \quad (4.2)$$

Bazen X , rastgele bir değişken de olabilir. Böyle bir durumda, y 'nin basit ortalama ve basit varyansı yerine, $X = x$ olarak verilen y 'nin koşullu ortalaması Denklem 4.3 ile ifade edildiği şekilde kabul edilir [32]:

$$E(y|x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (4.3)$$

$X = x$ olarak verilen y 'nin koşullu varyansı;

$$Var(y|x) = \sigma^2 \quad (4.4)$$

ile ifade edilir. Modeldeki β_0 , β_1 ve σ^2 değerleri bulunduktan sonra model tamamlanmış olur. Tahmin parametrelerini belirlemek için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. En küçük kareler ve maksimum olabilirlik yöntemleri en popüler tahmin yöntemleridir [8]. n sayıda ikili gözlemlerden oluşan (x_i, y_i) ($i=1,2,\dots,n$) bir örneğimiz olduğunu varsayalım. Bu gözlemlerin doğrusal regresyon modelini oluşturduğu (sağladığı) varsayılırsa aşağıdaki eşitlik yazılabilir:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4.5)$$

En küçük kareler yöntemi bağımlı değişkenin gerçek değeri ile gözlemlenen değeri arasındaki farkın karelerini minimize ederek β_0 ve β_1 parametrelerinin hesaplanması prensibine dayalıdır [31].

4.2.2 Çoklu doğrusal regresyon

Çoklu doğrusal regresyon analizi, iki veya daha fazla bağımsız değişken ile tek bir sürekli bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi değerlendirmek için kullanılan basit doğrusal regresyon analizinin bir uzantısıdır. Çoklu doğrusal regresyon denklemi aşağıdaki gibidir [31].

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon \quad (4.6)$$

Burada \hat{Y} , bağımlı değişkenin tahmin edilen veya beklenen değeri, X_1 ile X_p arasında p belirgin bağımsız değişken veya tahmin değişkenidir. β_0 , X_1 'den X_p 'ye kadar tüm bağımsız değişkenlerin sıfıra eşit olduğunda \hat{Y} 'nin alacağı değeri ifade eder ve β_1 'den β_p 'ye tüm değişkenler tahmin edilen regresyon katsayılarıdır. Her bir regresyon katsayısı, ilgili bağımsız değişkendeki bir birim değişime göre \hat{Y} 'deki değişimi temsil eder. Örneğin çoklu regresyon durumunda β_1 , diğer tüm bağımsız değişkenler sabit tutularak (kalan bağımsız değişkenler aynı değerde tutulduğunda veya sabitlendiğinde) X_1 'deki bir birim değişime göre \hat{Y} 'deki değişimi ifade eder. Yine, her bir regresyon katsayısının sıfırdan önemli ölçüde farklı olup olmadığını değerlendirmek için istatistiksel testler yapılabilir.

Çoklu doğrusal regresyon parametreleri modelin daha kısa bir şekilde gösterilmesi için matris şeklinde ifade edilebilir.

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ 1 & x_{31} & x_{32} & \dots & x_{3k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \vdots \\ \beta_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

En küçük kareler yöntemi, rasgele hataların minimize edildiği $\hat{\beta}$ vektörünü oluşturur ve çoklu doğrusal regresyon denklemi $\hat{Y} = X\beta$ olarak ifade edilebilir. $\hat{\beta}$ vektörünü elde etmek için denklemin iki tarafı X^T ile çarpılır ve $(X^T X)^{-1}$ matrisinin var olma koşulu sağlanacak şekilde aşağıdaki denklem oluşturulur [31].

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (4.8)$$

4.3 Yapay Sinir Ağları

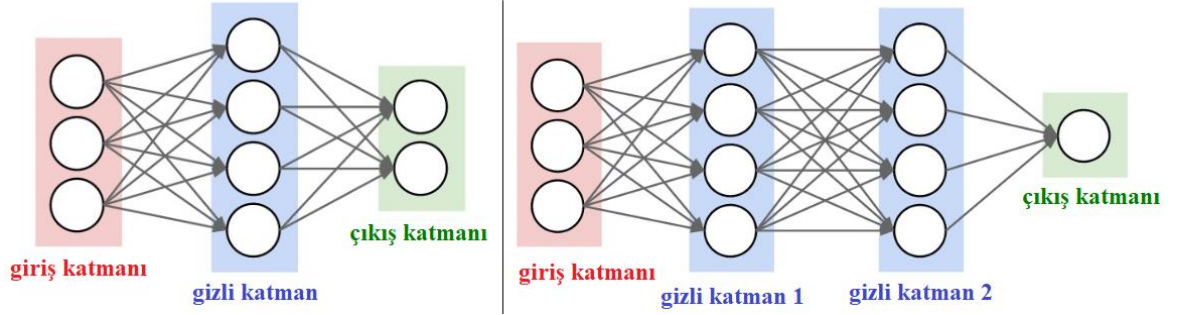
4.3.1 Giriş

Yapay sinir ağları temel olarak insan beynini modellemektedir. İnsan beyni ortalama olarak 10^{11} değişik tipte nöronun birbirleri ile olan farklı on binlerce bağlantısını içermektedir. Bu nöronlar konuşma, hafıza, problem çözme, öğrenme gibi farklı bilişsel fonksiyonları yerine getirmektedir [32].

1940'lı yıllardan itibaren insan beyninin öğrenme yapısı yapay zekâ modellerine aktarılmaya çalışılmıştır. Warren McCulloch ve Walter Pitts tarafından 1943'te ilk defa nöron modellemesi yapılmıştır. 1949'da Donald Hebb, öğrenmenin iki nöron arasındaki sinapsları nasıl etkilediğini açıklayan Hebbian kuralını ortaya koymuştur. 1952'de Alan Hodgkin ve Andrew Huxley sinir hücrelerinde hücreler arasındaki iletişimi sağlayan sinir aksiyon potansiyelinin matematiksel ölçümünü yaparak Nobel ödülü almışlardır [32].

1959'da Bernard Widrow ve Marcian Hoff ilk yapay sinir ağları uygulamasını gerçekleştirmişlerdir. En küçük kareler yöntemi ile eğitilen çoklu adaptif lineer element modeli ile telefon hatlarındaki ekolar filtrelenmiş olup bu yapı hala kullanımdadır. 1985'te Judea Pearl Bayesian Modelini geliştirmiştir. Bayesian Modeli yapay zeka alanında en bilinen grafiksel modeldir. Yine aynı yıl Geoffrey Hinton tarafından geri yayılım algoritması oluşturulmuştur. Yapay sinir ağları ve makine öğrenmesi alanlarında bir diğer önemli yapı taşı Vladimir Vapnik tarafından 1995'te geliştirilen destek vektör makineleridir. Destek vektör makineleri veri sınıflandırması için en kullanışlı metottur. Bu metotta kullanılan karar sınırları ile model yeni verilere karşı kararlılığını korumaktadır [33].

Yapay sinir ağı modeli temel olarak nöron (ağırlık), gizli katmanlar, çıkış katmanı ve çıkış fonksiyonundan oluşmaktadır ve bazı nöronlar diğer nöronların girişini oluşturabilir. Şekil 4.2 ile tam bağlantılı katmanlar kullanan iki örnek YSA modeli verilmiştir [34].



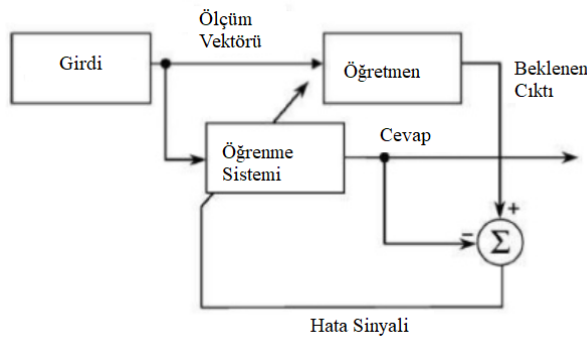
Şekil 4.2 : Tam bağlantılı katmanlı YSA yapısı.

Yapay sinir ağlarında en yaygın katman tipi, iki bitişik katman arasındaki nöronların tamamen çift olarak birbirine bağlandığı ancak katman içindeki nöronların bağlantılı olmadığı yapıdır. Her bir nöron bağlantılı olduğu diğer nörona ya da çıkış katmanına ağırlığı oranında aktarım yapar ve modelin öğrenmesi gerçekleşir.

4.3.2 Öğrenme yöntemleri

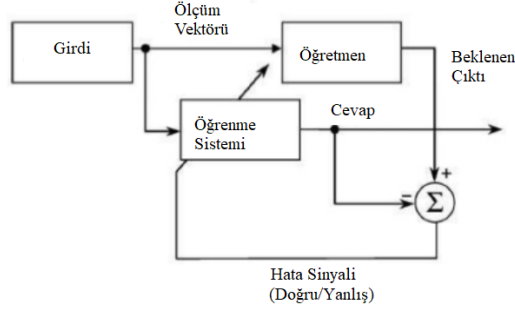
YSA'nın en önemli özelliği geçmiş çıktılar yardımıyla performansını arttırmasıdır. Bu noktada öğrenme yöntemleri önem kazanmaktadır. Öğrenme yöntemleri üç başlıkta ele alınmaktadır [35].

Öğretmenli (Supervised) Öğrenme: Bu yöntemde öğrenilmesi istenen olay ile ilgili veriler sisteme girdi/çıkı seti olarak verilmektedir ve sinir ağlarının eğitimi bir öğretici yardımıyla gerçekleşmektedir. YSA'nın öğrenme görevi herhangi geçerli giriş verisi için parametrelerini çıkış verisine göre ayarlamaktır. Sinir ağı eğitim verisi yada "öğretmen" yardımıyla modeli oluşturup eğitim verisi içerisinde rastgele seçim yaparak modeli test eder. Test çıktıları ile gerçek çıktı değerlerini karşılaştırıp hata sinyali üretir. Eğitimde amaç hata sinyalini sıfıra yakınsamaktır [35].



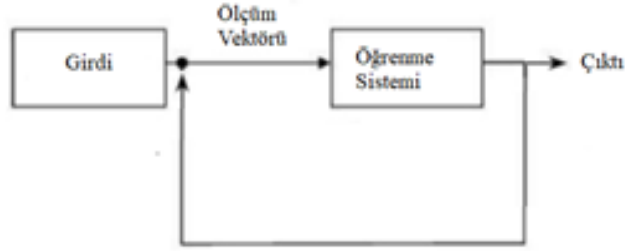
Şekil 4.3 : Öğretmenli öğrenme modeli [36].

Destekleyici (Reinforcement) Öğrenme: Bu teknikte de bir öğretmen kullanılmaktadır. Ancak öğretmeni öğrenme yönteminden farklı olarak sistem çıktıların doğru yada hatalı olduğunu bildiren hata sinyali üretir. Sinir ağı bu sinyali dikkate alarak öğrenme sürecine devam eder.



Şekil 4.4 : Destekleyici öğrenme modeli.

Öğretmensiz (Unsupervised) Öğrenme: Sinir ağının eğitilmesinde herhangi bir öğretici bulunmamaktadır. Sistemde veri olarak sadece girdi değerleri yer alır ve ağ girdi parametreleri arasındaki ilişkiye göre kendi kendini eğitir. Sistem kendini verideki değişimlere göre ayarladığı için girdi değerlerindeki değişimlerde ağ yeniden eğitime zorunluluğu yoktur. Sistemin öğrenmesi bittikten sonra çıktıların doğruluğuna uygulayıcı tarafından değerlendirilmelidir [36].



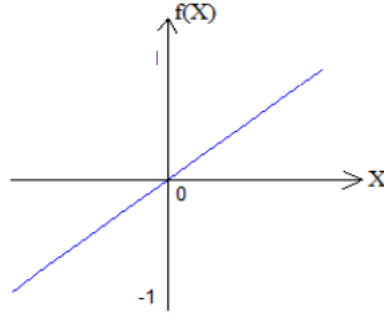
Şekil 4.5 : Öğretmensiz öğrenme modeli.

4.3.3 Aktivasyon fonksiyonları

Ağırlıklarla birlikte belirli işlem basamaklarından geçirilmiş ve birleştirilmiş girişlerin, çıktı haline dönüşmesini sağlayan fonksiyona aktivasyon ya da transfer fonksiyonu denir. Genel olarak bir YSA modelinde x girdi, w ağırlık olarak tanımlanır ve ağın çıkışına aktarılan değere $f(x)$ yani aktivasyon işlemi uygulanır. Sonrasında elde edilen çıkış başka bir sonraki katmanın girişini oluşturur. Aktivasyon fonksiyonu kullanılmayan bir sinir ağı sınırlı öğrenme gücüne sahip bir

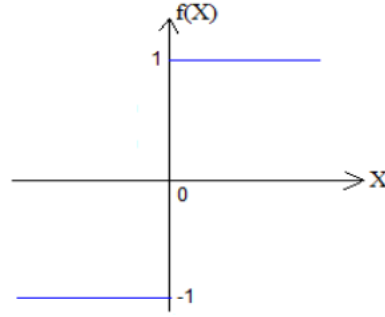
doğrusal bağlanım (linear regression) gibi davranacaktır. Birden fazla dereceye sahip olan fonksiyonlar doğrusal olmayan fonksiyonlardır. Yapay sinir ağları, evrensel fonksiyon yakınsayıcıları olarak tasarlanmış ve bu hedefte çalışması istenmektedir. Bu herhangi bir fonksiyonu hesaplayabilip öğrenme yetisine sahip olmaları gerektiği anlamına gelmektedir. Doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları sayesinde ağların daha güçlü öğrenmesi sağlanabilir. Ağırlıklar ile ilgili hata değerlerini hesaplamak için yapay sinir ağında hatanın geriye yayılımı algoritması uygulanmaktadır. YSA modellemelerinde çeşitli aktivasyon fonksiyonları kullanılmaktadır [37].

Doğrusal (lineer) aktivasyon fonksiyonu temel olarak hücrenin giriş sinyalinin değişmeden çıkışa iletiildiği fonksiyondur. $Y=AX$ denklemi ile ifade edilir. Türevi sıfırdır. Bu nedenle doğrusal aktivasyon fonksiyonunun kullanıldığı YSA modellerinde geri yayılım algoritmasında kullanımı mümkün değildir, öğrenme gerçekleşemez ve ara katmanlardaki nöronlar işlevsiz kaldığı için çok katmanlı yapıda çalışmak mümkün değildir. Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu Şekil 4.6 ile gösterilmiştir.



Şekil 4.6 : Doğrusal aktivasyon fonksiyonu [36].

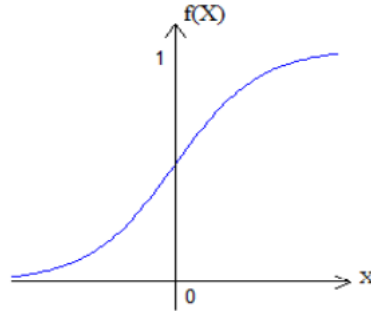
Basamak (step) aktivasyon fonksiyonu giriş sinyalinin belirlenen bir eşik değerinin altında veya üstünde olmasına göre hücrenin çıktısı 1 veya 0 değerini almaktadır. Genellikle çıkış katmanlarında tercih edilir. Basamak aktivasyon fonksiyonu Şekil 4.7 verilmiştir.



Şekil 4.7 : Basamak aktivasyon fonksiyonu [36].

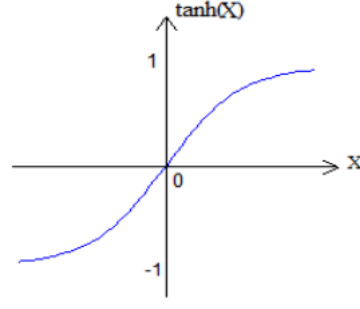
Sigmoid aktivasyon fonksiyonu makine öğrenmesinde özellikle YSA uygulamalarında en sık kullanılan fonksiyondur. Bağımsız değişkenleri sıfır ile bir arasında sınırlar. Lineer değildir, sürekli ve türevi alınabilir. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu Şekil 4.8 ve Denklem 4.5 ile verilmiştir. Ancak bu fonksiyonun uç noktalarında çıkış sinyali giriş sinyalindeki değişikliklere çok az tepki vermekte olup bu bölgelerde türev değerleri 0'a yakınsar. Buna gradyanların ölmesi/kaybolması (vanishing gradient) denir ve öğrenme olayı minimum düzeyde gerçekleşir. Eğer çıkış değeri sıfıra düşerse öğrenme hiç gerçekleşmez.

$$f(net) = \frac{1}{1+e^{-\lambda net}} \quad (4.5)$$



Şekil 4.8 : Sigmoid aktivasyon fonksiyonu [36].

Hiperbolik tanjant (tanjant sigmoid) aktivasyon fonksiyonu sigmoid aktivasyon fonksiyonuna benzer bir yapıdadır ancak değerleri -1 ile +1 arasında değişmektedir. Giriş değerinin tanjant fonksiyonu uygulanarak çıkışa iletilmesini sağlar. Türevinin daha dik olması sonucu daha fazla değer alabilmesi ile Sigmoid aktivasyon fonksiyonuna göre avantajlıdır. Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu Şekil 4.9 verilmiştir.



Şekil 4.9 : Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu [37].

4.3.4 Geri yayılım algoritması

Geri yayılım algoritması temel olarak ağırlıkların yeniden hesaplanması sürecinde, modelin n . deneme hatasının uygun şekilde ağırlıklara dağıtılması ve ağırlıkların bu prensiple güncellenmesi olarak tarif edilebilir. Geri yayılım algoritması kullanılan YSA modelleri giriş, çıkış ve en az bir tane gizli katmandan oluşmaktadır.

YSA yapısında n . işlem için oluşan hata, bu adım için beklenen değer ile bu adımda elde edilen çıktı arasındaki farktır. YSA yapısı hatayı azaltmak adına bu hatayı ağırlıklara dağıtarak ağırlıkları değiştirmektedir. Bu noktada katmandaki toplam hatanın hesaplanması gerekmektedir. Katmandaki toplam hata Denklem 4.6 ile verilmiştir. Hataların negatif olma ihtimallerine karşın, her adımdaki hatanın karesi alınarak hata toplamının sifıra eşit olması engellenir [35].

$$TH = \frac{1}{2} \sum_m E_m^2 \quad (4.6)$$

Denklem 4.6'daki TH değeri toplam hatayı göstermektedir. Bu toplam hata ise iki farklı şekilde ağırlıklara dağıtılabilir. Bunlardan ilki çıktı katmanı ile ara katmanlar arasındaki ağırlıkları değiştirmektir. Diğer yöntem ise girdi katmanı ile ara katman arasındaki ya da ara katmanlar arasındaki ağırlıkları değiştirmektedir. Bu yöntemler ile hata geriye yayılır ve ağırlıklar değiştirilir.

5. ELEKTRİK TALEP TAHMİN ÇALIŞMASI

5.1 Verilerin Hazırlanması

Bu çalışmada çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları yardımıyla Türkiye ve Bursa için orta ve uzun dönem elektrik tüketimi ile Türkiye yıllık ani puant yük tahmin çalışması yapılmıştır. Çalışma için oluşturulan veri seti ETKB, TEİAŞ, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) ve Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden (MGM) temin edilmiştir. ETKB ve TEİAŞ'tan geçiş döneme ait elektrik tüketim ve geleceğe yönelik elektrik talep projeksiyon verileri, TÜİK'ten sanayi üretim endeksi ve nüfus verileri, MGM'den ise HDD (ısıtma gün sayısı) ve CDD (soğutma gün sayısı) verileri alınmıştır.

HDD, günlük, aylık vb. belirlenmiş bir dönem için soğukluğun şiddeti olarak da tanımlanabilir. Hesaplama dış ortam sıcaklığı ile beraber oda sıcaklığı da kullanılır. Farklı ülkelerde tanımlamalar değişik şekillerde yapılsa da, karşılaştırma amaçlı kullanıma uyum sağlamak için Avrupa Topluluğu İstatistik Ofisi (Eurostat)'nin hesaplaması MGM tarafından esas alınmaktadır. Bu metoda göre hesaplamalar Denklem 5.1 ile verilmiştir [38].

$$\begin{aligned} HDD &= (18^{\circ}\text{C} - T_m) \times \text{değer } T_m \leq 15^{\circ}\text{C} \text{ (ısıtma eşiği)} \\ HDD &= 0 \text{ eğer } > 15^{\circ}\text{C} \text{ (} T_m = \text{Günlük ortalama sıcaklık)} \end{aligned} \quad (5.1)$$

CDD ise günlük, aylık vb. belirlenmiş bir dönem için sıcaklığın şiddeti olarak da tanımlanabilir. Hesaplama da dış ortam sıcaklığı ile beraber oda sıcaklığı da kullanılır. Eşik değer resmi kurumlarca tespit edilmemiş olsa da inşaat sektörü enerji yönetimi çalışmalarında 22°C kullanılmaktadır. Hesaplama yöntemi Denklem 5.2 ile verilmiştir [38].

$$\begin{aligned} CDD &= (T_m - 22^{\circ}\text{C}) \times \text{değer } T_m > 22^{\circ}\text{C} \text{ (soğutma eşiği)} \\ CDD &= 0 \text{ eğer eğer } T_m \leq 22^{\circ}\text{C} \end{aligned} \quad (5.2)$$

HDD ve CDD hesaplamaları günlük bazda yapılır. Aylık ve yıllık gün dereceleri bunların toplanması ile bulunur.

Sanayi Üretim Endeksi, sektördeki firmaların üretimlerini esas alan endekstir. 2005 yılı baz 100 puan olarak alınan ve 4850 üretim firmasından alınan Aylık Sanayi Üretim Anketinden derlenen bilgilerle TÜİK tarafından hesaplanmaktadır. Aylık olarak artış ve azalışlara göre revize edilmektedir. Sanayi sektöründe yer alan kuruluşların üretimlerindeki değişimi gösteren bir endekstir. TÜİK tarafından 2005 yılı üretimi 100 olarak alınmak suretiyle, her ay 4850 işyerinden Aylık Sanayi Üretim Anketiyle derlenen verilere dayanılarak hesaplanmaktadır. Her ay bu endeksteeki değişimlere göre sanayi üretimindeki artış ve gerilemeler ölçülmektedir [39].

Her bir model için oluşturulan veri setleri şu şekildedir:

- Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini çalışmasında 2000-2018 yılları arası Türkiye aylık elektrik talebi, Türkiye nüfusu ve sanayi üretim endeksinin söz konusu aydaki iş günü ile çarpımı verileri kullanılmıştır. 2000-2015 yılları arası değişkenler model eğitim verisi, 2016-2018 yılları arası değişkenler test verisi olarak kullanılmıştır.
- Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini çalışmasında 2000-2018 yılları arası Bursa aylık elektrik talebi, Bursa nüfusu ve sanayi üretim endeksinin söz konusu aydaki iş günü ile çarpımı verileri kullanılmıştır. 2000-2015 yılları arası değişkenler model eğitim verisi, 2016-2018 yılları arası değişkenler test verisi olarak kullanılmıştır.
- Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini çalışmasında 2007-2018 yılları arası Türkiye aylık elektrik talebi, Türkiye nüfusu, sanayi üretim endeksinin söz konusu aydaki iş günü ile çarpımı ve Ankara ve İstanbul için HDD ve CDD verileri kullanılmıştır. 2007-2015 yılları arası değişkenler model eğitim verisi, 2016-2018 yılları arası değişkenler test verisi olarak kullanılmıştır.
- Bursa orta dönem elektrik talep tahmini çalışmasında 2007-2018 yılları arası Bursa aylık elektrik tüketimi, Bursa nüfusu, sanayi üretim endeksinin söz konusu aydaki iş günü ile çarpımı ve Bursa için HDD ve CDD verileri kullanılmıştır. 2007-2015 yılları arası değişkenler model eğitim verisi, 2016-2018 yılları arası değişkenler test verisi olarak kullanılmıştır.

- Türkiye yıllık ani puant yük tahmini çalışmasında 2000-2018 yılları arası Türkiye yıllık ani puant yük değeri ve Türkiye nüfus verileri kullanılmıştır. 2000-2015 yılları arası değişkenler model eğitim verisi, 2016-2018 yılları arası değişkenler test verisi olarak kullanılmıştır.

5.2 Performans Ölçütleri

Tahmin modellerinin çıktuları neredeyse hiç bir zaman % 100 kesinlikte değildir. Tahmin çıktuları, tahmin modelinin ne kadar iyi olduğuna bağlı olarak gerçek değerden biraz daha yüksek veya düşük olabilir. Performans kriterleri, tahmin ile gerçekleşen talep arasındaki farkı bulmamızı ve oluşturulan tahmin modellerinin performansını ölçmemizi sağlamaktadır [40].

Tahmin modelinin performansını değerlendirme ölçütlerinden birisi ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error - MAE)'dir. MAE, tahmin çıktısı ile gerçek değer arasındaki uzaklığı tespit eder.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad (5.3)$$

Hatanın büyüklüğüne ilişkin en popüler tahmin performans ölçütlerinden biri, ortalama mutlak sapmadır (Mean Absolute Deviation – MAD) ve mutlak hataların ortalaması olarak hesaplanır.

$$MAD = \frac{\sum |Y_t - F_t|}{n} \quad (5.4)$$

Diğer bir önemli performans ölçütü ortalama mutlak hatadır (Mean Absolute Error - MAE) MSE, tahmin değerlerinin gerçek değerlerden farkının karesinin ortalaması olarak hesaplanır. MSE hataların dağılımını ölçer.

$$MSE = \frac{\sum (Y_t - F_T)^2}{n} \quad (5.5)$$

En yaygın performans ölçütü hataları yüzde olarak ifade eden ortalama mutlak hata yüzdesi (Mean Absolute Percentage Error – MAPE)'dir.

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|Y_i - F_i|}{Y_i}}{n} \quad (5.6)$$

Lewis tarafından MAPE ölçüsüne dayanarak bir modelin doğruluğunu ölçmeye yönelik bir ölçek geliştirilmiştir ve Çizelge 5.1 ile gösterilmektedir [6]. Lewis tarafından geliştirilen ölçüt MAPE değerlerinden tahmin modelini değerlendirmek

için bir çerçeve sağlamaktadır. Bununla birlikte veri setine, önemli bir eğilim ya da mevsimsel bileşen olup olmadığına bağlı olarak MAPE modelin doğruluğunu tam olarak tespit edemeyebilir.

Çizelge 5.1 : MAPE değeri tahmin yeterlilikleri

MAPE	Tahmin Yeterliliği
%10' dan küçük	Yüksek başarılı tahmin
%11 - %20 arası	Başarılı tahmin
%21 - %50 arası	Makul olabilecek tahmin
%51' den büyük	Yetersiz tahmin

Hata karelerinin ortalamasının karekökü (Root Mean Squared Error - RMSE), tahmin değerleri ile gerçekleşen değerler arasındaki farklar üzerinden modelin performansını değerlendirir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i)^2} \quad (5.7)$$

Diğer bir performans ölçütü olan R^2 'nin matematiksel ifadesi Denklem 5.8 ile verilmiştir. Modelin performans değerlerinin 1'e yakın çıkması beklenmektedir.

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{toplam}}{SS_{hata}} = 1 - \frac{\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (5.8)$$

5.3 Yapay Sinir Ağı Modelleri

Bu çalışmada YSA simülatörü olarak MATLAB - Neural Network Tool Box kullanılmıştır. Modeller oluşturulurken ileri beslemeli ağ yapısı, ağ katsayılarının güncellenmesi için geri yayılım algoritması kullanılmıştır. YSA modellerinde aktivasyon fonksiyonu olarak logaritmik sigmoid fonksiyonu seçilmiştir. YSA'nın eğitilmesinde Gradient Descent with Adaptive Learning, Levenberg-Marquart, Resilient Backpropagation ve Bayesian Regulation olmak üzere dört farklı yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemlerin seçiminde, kullanım metodları ve çalışma usulleri belirgin farklılıklar göstermesi dikkate alınmıştır. Levenberg-Marquart modeli, çalışma hızı en yüksek model olup düşük hafıza kullanımına sahiptir. Resilient backpropagation genel olarak analog verilerin (görüntü tanıma, ses tanıma vb.) sınıflandırılması ve işlenmesinde kullanılmaktadır [41].

Oluşturulan YSA modellerinde iki gizli katman kullanılmış olup her bir gizli katmandaki nöron sayısı iki ile on arasında değişiklik göstermektedir. Böylece her

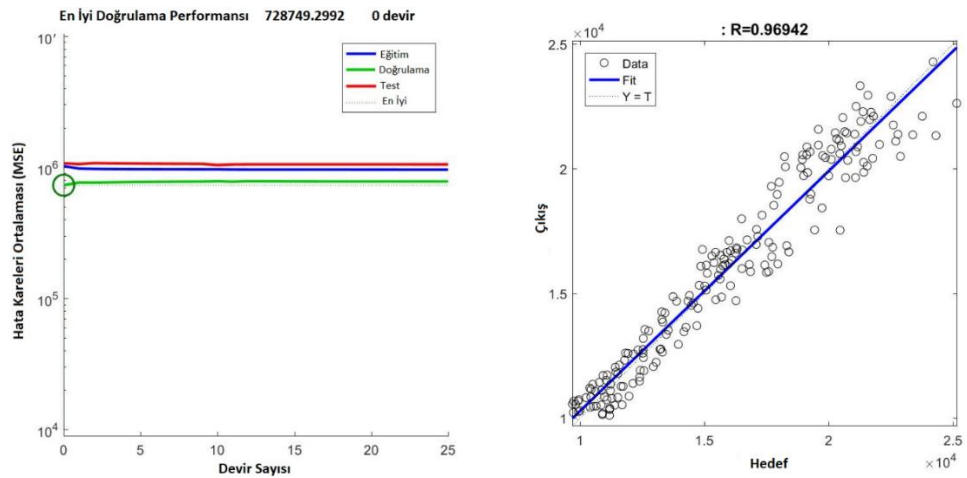
tahmin modeli için 364 adet farklı çıktı üretilmiştir. YSA'da gizli katman sayısı arttıkça öğrenme zorlaşmakta, uzamakta ve üç gizli katman ile model oluşturulduğunda modelin simulasyon süresi yaklaşık 2,5 saat sürmektedir. Ayrıca gizli katman sayısının fazla olması karmaşık ağlarda yararlı olmakta, veri sayısının kısıtlı olduğu modellerde ağı eğitimi setini ezberlemesi gibi bir soruna yol açabilmektedir. Yine eğitim setinin ezberlenmesinin önüne geçmek amacıyla öğrenme süreci maksimum beş iterasyon ile sınırlandırılmıştır.

Türkiye uzun dönem elektrik talebi tahminine ilişkin YSA modelleri arasından en iyi performans göstermiş olan tahmin modeli ve diğer modeller arasından seçilen dört farklı modele ait öğrenme fonksiyonları, mimarileri ve performans ölçütleri karşılaştırmalı olarak Çizelge 5.2 ile verilmiştir. Türkiye uzun dönem elektrik talebi tahmini için eğitim fonksiyonu Levenberg-Marquat olan, gizli katmanlarında sırasıyla 4 ve 9 nörona sahip YSA modeli en iyi performans değerlerine sahiptir.

Çizelge 5.2 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini YSA performans göstergeleri

Model No	Fonksiyon	Katman Nöron Sayısı	MAPE	R
1	Levenberg-Marquat	[4,9]	%0,61	0,97
2	Levenberg-Marquat	[2,10]	%8,79	0,96
3	Levenberg-Marquat	[5,8]	%11,35	0,97
4	Resilient Backpropagation	[3,3]	%2,74	0,97
5	Bayesian Regulation with Backpropagation	[7,7]	%4,44	0,96

Türkiye orta dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği Şekil 5.1 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.1 : Türkiye uzun dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği

Modelin test sonuçları ve sonuçlara ilişkin hata değerleri Çizelge 5.3 ile verilmiştir. Bu sonuçlara göre model test yıllarında %1'den daha az hata payına sahiptir. Bu da modelin performans göstergelerine paralel bir çıktı oluşturduğunu göstermektedir. Bu sebepten Türkiye uzun dönem elektrik talebi tahmini için 364 model arasından en uygun model olarak seçilmiştir.

Çizelge 5.3 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini YSA modeli test sonuçları.

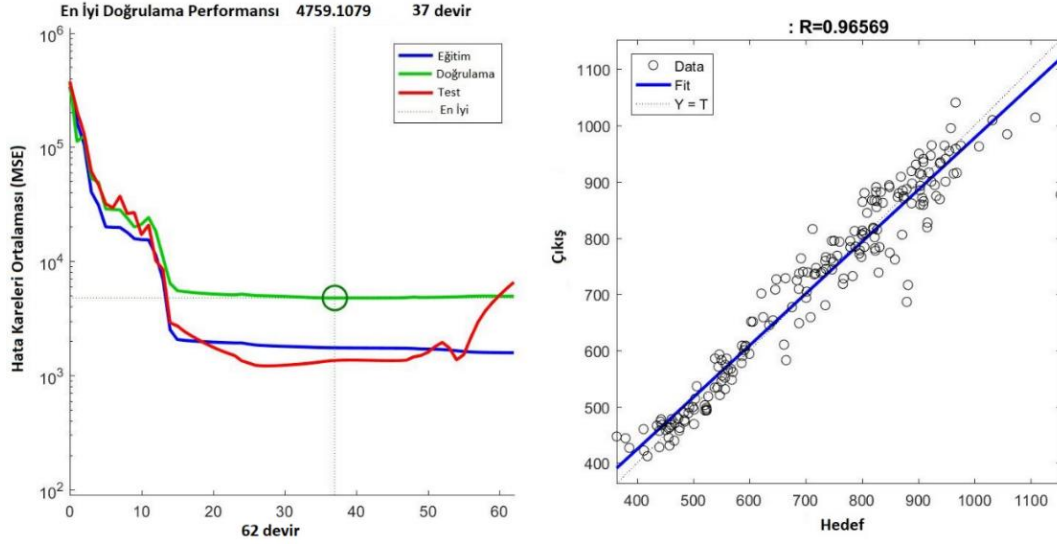
Dönem	Gerçekleşen Tüketim (TWh)	Regresyon Çıktısı (TWh)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata (TWh)
2016	279,3	277,70	0,57	1,61
2017	296,7	294,41	0,77	2,29
2018	300,1	301,61	0,50	1,51

Bursa uzun dönem elektrik talebi tahminine ilişkin YSA modelleri arasından en iyi performans göstermiş olan tahmin modeli ve diğer modeller arasından seçilen dört farklı modele ait öğrenme fonksiyonları, mimarileri ve performans ölçütleri karşılaştırmalı olarak Çizelge 5.4 ile verilmiştir. Bursa uzun dönem elektrik talebi tahmini için eğitim fonksiyonu Levenberg-Marquat olan, gizli katmanlarında sırasıyla 6 ve 7 nörona sahip YSA modeli en iyi performans değerlerine sahiptir.

Çizelge 5.4 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini YSA performans göstergeleri.

Model No	Fonksiyon	Katman Nöron Sayısı	MAPE	R
1	Levenberg-Marquat	[6,7]	%1,71	0,96
2	Bayesian Regulation with Backpropagation	[7,5]	%7,17	0,96
3	Resilient Backpropagation	[4,3]	%0,50	0,95
4	Resilient Backpropagation	[10,10]	%11,98	0,96
5	Gradient Descent with Adaptive Learning Rate	[4,4]	%33,33	0,13

Bursa orta dönem elektirik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği Şekil 5.2 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.2 : Bursa uzun dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği.

Modelin test sonuçları ve sonuçlara ilişkin hata değerleri Çizelge 5.5 ile verilmiştir. Bu sonuçlara göre model test yıllarında %3'ün altında gerçekleşmiştir. Bu da modelin performans göstergelerine paralel bir çıktı oluşturduğunu göstermektedir.

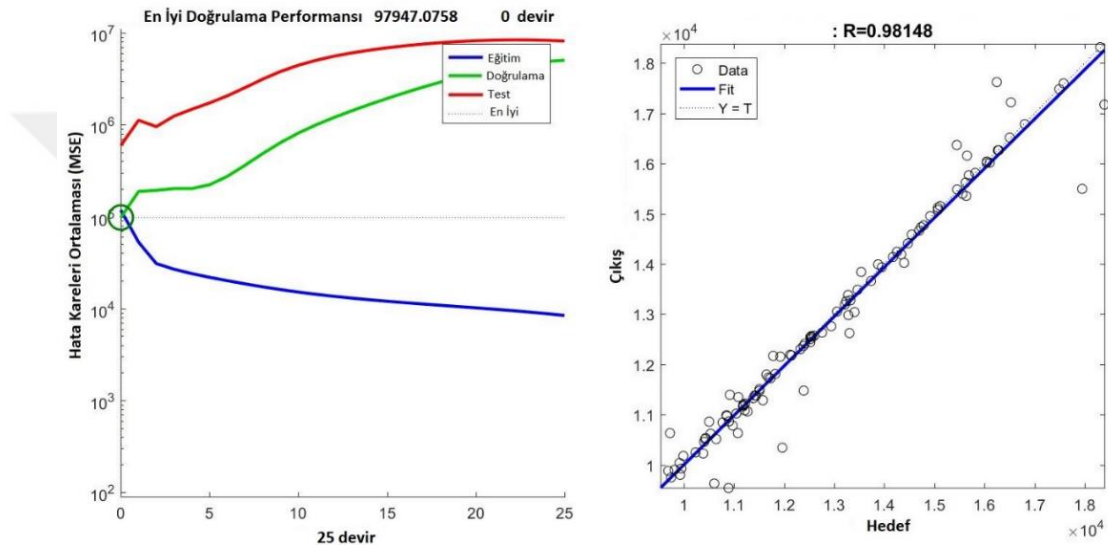
Çizelge 5.5 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini YSA modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Tüketim (GWh)	Regresyon Çıktısı (GWh)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata (TWh)
2016	11.807,2	11.789,3	0,15	17,9
2017	12.600,6	12.349,5	1,99	251,1
2018	12.828,6	12.446,3	2,98	382,3

Türkiye orta dönem elektrik talebi tahminine ilişkin YSA modelleri arasından en iyi performans göstermiş olan tahmin modeli ve diğer modeller arasından seçilen dört farklı modele ait öğrenme fonksiyonları, mimarileri ve performans ölçütleri karşılaştırmalı olarak Çizelge 5.6 ile verilmiştir. Türkiye orta dönem elektrik talebi tahmini için eğitim fonksiyonu Levenberg-Marquat olan, gizli katmanlarında sırasıyla 6 ve 8 nörona sahip YSA modeli en iyi performans değerlerine sahiptir.

Çizelge 5.6 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini YSA performans göstergeleri.

Model No	Fonksiyon	Katman Nöron Sayısı	MAPE	R
1	Levenberg-Marquat	[6,8]	%11,37	0,98
2	Resilient Backpropagation	[3,10]	%14,02	0,98
3	Levenberg-Marquat	[5,4]	%22,66	0,97
4	Gradient Descent with Adaptive Learning Rate	[2,6]	%21,87	0,97
5	Bayesian Regulation with Backpropagation	[4,8]	%23,49	0,96



Şekil 5.3 : Türkiye orta dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği.

Modelin test sonuçları ve sonuçlara ilişkin hata değerleri Çizelge 5.7 ile verilmiştir. Model aylara bağlı olarak %1-%28 arasında değişen ve mutlak ortalaması %11,37 olan hata oranlarına sahiptir. Bu oranın oluşmasında sadece İstanbul ve Ankara illerine ait meteorolojik verilerin tüm Türkiye'ye ait tahmin modelinde kullanılmasının etkisi vardır.

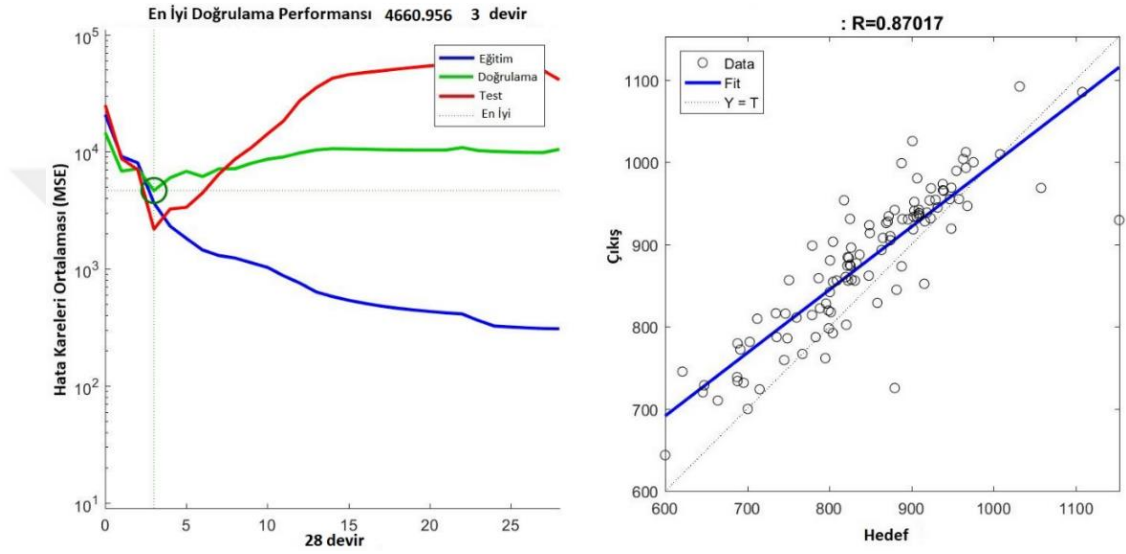
Çizelge 5.7 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini YSA modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Tüketim (GWh)	Regresyon Çıktısı (GWh)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata
Ocak 2016	23.960,5	18.927,67	21,00	5.032,86
Şubat 2016	21.406,0	20.524,61	4,12	881,39
Mart 2016	22.422,9	21.710,28	3,18	712,65
Nisan 2016	21.616,6	17.182,83	20,51	4.433,81
Mayıs 2016	22.260,0	16.197,32	27,24	6.062,65
Haziran 2016	23.411,8	18.667,68	20,26	4.744,08
Temmuz 2016	24.749,5	23.773,27	3,94	976,24
Ağustos 2016	26.689,1	26.451,90	0,89	237,19
Eylül 2016	21.641,9	18.274,98	15,56	3.366,90
Ekim 2016	22.364,7	18.356,42	17,92	4008,31
Kasım 2016	23.182,5	25.632,93	10,57	2450,42
Aralık 2016	25.580,8	23.148,72	9,51	2432,06
Ocak 2017	25.586,0	26.527,52	3,68	941,53
Şubat 2017	22.883,8	29.246,66	27,81	6362,85
Mart 2017	24.056,4	29.731,20	23,59	5674,83
Nisan 2017	22.431,9	26.371,40	17,56	3939,55
Mayıs 2017	23.341,2	21.039,44	9,86	2301,76
Haziran 2017	22.860,2	21.224,24	7,16	1635,99
Temmuz 2017	28.384,3	24.979,61	12,00	3404,71
Ağustos 2017	28.100,7	27.010,68	3,89	1090,04
Eylül 2017	24.472,6	22.055,48	9,88	2417,16
Ekim 2017	23.886,4	25.177,03	5,40	1290,66
Kasım 2017	24.565,1	29.452,64	19,90	4887,57
Aralık 2017	26.133,5	28.384,29	8,61	2250,81
Ocak 2018	26.211,7	28.848,46	10,06	2636,74
Şubat 2018	23.230,9	27.596,54	18,79	4365,67
Mart 2018	24.729,1	28.004,09	13,24	3274,96
Nisan 2018	23.586,5	22.526,20	4,49	1060,34
Mayıs 2018	23.964,7	22.024,97	8,09	1939,71
Haziran 2018	23.855,7	21.967,48	7,91	1888,18
Temmuz 2018	29.215,7	28.373,14	2,88	842,57
Ağustos 2018	27.559,5	28.552,97	3,60	993,50
Eylül 2018	25.052,0	22.270,62	11,10	2781,34
Ekim 2018	23.375,8	22.260,72	4,77	1115,08
Kasım 2018	23.848,7	25.825,99	8,29	1977,33
Aralık 2018	25.478,9	28.542,13	12,02	3063,20

Bursa orta dönem elektrik talebi tahminine ilişkin YSA modelleri arasında en iyi performans göstermiş olan tahmin modeli ve diğer modeller arasında seçilen dört farklı modele ait öğrenme fonksiyonları, mimarileri ve performans ölçütleri karşılaştırmalı olarak Çizelge 5.8 ile verilmiştir. Bursa orta dönem elektrik talebi tahmini için eğitim fonksiyonu Levenberg-Marquat olan, gizli katmanlarında sırasıyla 6 ve 8 nörona sahip YSA modeli en iyi performans değerlerine sahiptir.

Çizelge 5.8 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini YSA performans göstergeleri.

Model No	Fonksiyon	Katman Nöron Sayısı	MAPE	R
1	Levenberg-Marquat	[6,8]	%3,29	0,87
2	Levenberg-Marquat	[2,10]	%8,32	0,70
3	Resilient Backpropagation	[2,4]	%5,62	0,87
4	Gradient Descent with Adaptive Learning Rate	[9,5]	%7,89	0,78
5	Bayesian Regulation with Backpropagation	[5,8]	%11,13	0,87



Şekil 5.4 : Bursa orta dönem elektrik talebi tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği

Modelin test sonuçları ve sonuçlara ilişkin hata değerleri Çizelge 5.9 ile verilmiştir. Modele aylara bağlı olarak %0,68-%9,42 arasında değişen ve mutlak ortaması %3,29 olan hata oranlarına sahiptir.

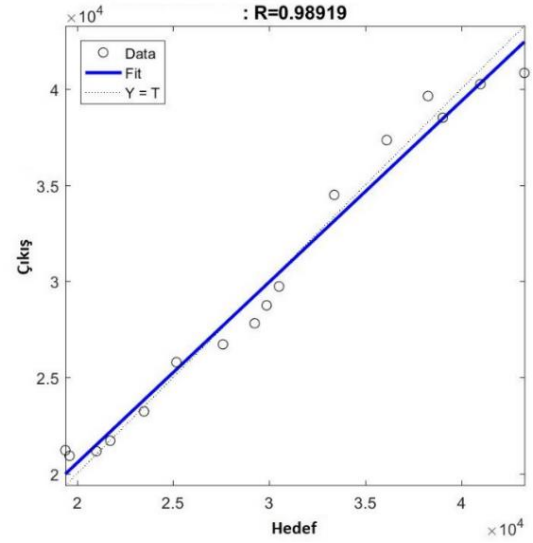
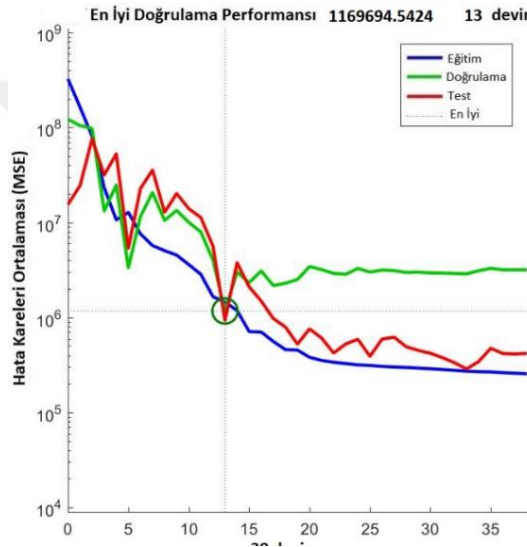
Çizelge 5.9 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini YSA modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Tüketim (GWh)	YSA Çıktısı (GWh)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata
Ocak 2016	961,54	1.019,57	6,03	58,03
Şubat 2016	919,61	933,04	1,46	13,43
Mart 2016	1.031,45	1.006,36	2,43	25,09
Nisan 2016	928,07	939,99	1,29	11,93
Mayıs 2016	976,40	995,65	1,97	19,25
Haziran 2016	1.011,88	1.031,48	1,94	19,60
Temmuz 2016	949,69	860,21	9,42	89,47
Ağustos 2016	1.059,73	1.032,12	2,61	27,61
Eylül 2016	889,56	859,97	3,33	29,58
Ekim 2016	989,97	1.040,45	5,10	50,48
Kasım 2016	1.000,98	1.030,89	2,99	29,91
Aralık 2016	1.088,26	1.133,61	4,17	45,35
Ocak 2017	1.054,34	1.077,68	2,21	23,34
Şubat 2017	978,24	937,71	4,14	40,52
Mart 2017	1.076,72	1.050,46	2,44	26,25
Nisan 2017	1.002,87	1.011,79	0,89	8,93
Mayıs 2017	1.019,57	1.048,40	2,83	28,83
Haziran 2017	967,75	991,22	2,43	23,47
Temmuz 2017	1.136,16	1.074,53	5,42	61,62
Ağustos 2017	1.092,41	1.084,96	0,68	7,45
Eylül 2017	998,70	1.038,97	4,03	40,28
Ekim 2017	1.070,37	1.108,31	3,56	37,95
Kasım 2017	1.089,06	1.097,41	0,77	8,35
Aralık 2017	1.114,39	1.129,99	1,40	15,60
Ocak 2018	1.128,43	1.083,61	3,97	44,82
Şubat 2018	1.041,15	958,19	7,97	82,96
Mart 2018	1.118,99	1.099,24	1,77	19,76
Nisan 2018	1.089,67	1.043,24	4,26	46,43
Mayıs 2018	1.082,81	1.099,98	1,59	17,17
Haziran 2018	998,22	1.004,97	0,68	6,74
Temmuz 2018	1.175,64	1.101,32	6,32	74,32
Ağustos 2018	1.000,36	974,76	2,55	25,59
Eylül 2018	1.042,78	1.057,37	1,40	14,58
Ekim 2018	1.036,99	1.092,40	5,34	55,41
Kasım 2018	1.030,43	1.070,82	3,92	40,39
Aralık 2018	1.083,12	1.137,04	4,98	53,92

Türkiye yıllık ani puant yük talebi tahminine ilişkin YSA modelleri arasından en iyi performans göstermiş olan tahmin modeli ve diğer modeller arasından seçilen dört farklı modele ait öğrenme fonksiyonları, mimarileri ve performans ölçütleri karşılaştırmalı olarak Çizelge 5.10 ile verilmiştir. Türkiye yıllık ani puant yük talebi tahmini için eğitim fonksiyonu Resilient Backpropagation olan, gizli katmanlarında sırasıyla 4 ve 7 nörona sahip YSA modeli en iyi performans değerlerine sahiptir.

Çizelge 5.10 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini YSA performans göstergeleri.

Model No	Fonksiyon	Katman Nöron Sayısı	MAPE	R
1	Resilient Backpropagation	[4,7]	%6,56	0,99
2	Resilient Backpropagation	[5,6]	%19,06	0,99
3	Levenberg-Marquat	[4,3]	%7,25	0,92
4	Gradient Descent with Adaptive Learning Rate	[2,8]	%4,27	0,93
5	Bayesian Regulation with Backpropagation	[5,10]	%15,64	0,96



Şekil 5.5 : Türkiye yıllık ani puant yük elektrik yükü tahmini için oluşturulan YSA modelinin performans grafiği

Türkiye yıllık ani yükün tahminine ilişkin modelin test sonuçları ve sonuçlara ilişkin hata değerleri Çizelge 5.11 ile verilmiştir. Modelin ortalama mutlak hatası %6,56 olarak gerçekleşmiştir.

Çizelge 5.11 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini YSA modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Puant (MW)	YSA Çıktısı (MW)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata (MWh)
2016	44.734,0	41.304,08	7,67	3.429,90
2017	47.659,7	43.432,56	8,87	4.227,08
2018	46.159,6	44.709,82	3,14	1.449,73

5.4 Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Türkiye ve Bursa için orta ve uzun dönem elektrik talebi ve Türkiye yıllık ani puant yük değerini tahmin etmek için çoklu regresyon modeli oluşturulmuştur. Çoklu doğrusal regresyon analizinde kurulan modelin başarısını yorumlamak adına performans göstergelerinden Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE), Mutlak Hata ve R dikkate alınmıştır. Tüm tahminler için, B_0 katsayısı sıfıra eşit ve sıfırdan farklı kabulleri ile ayrı ayrı regresyon modelleri çalıştırılmıştır. Performans ölçütlerine göre başarılı model seçilmiştir. Modellerde kullanılan değişkenlerin tahmin sonuçlarına hangi oranda etkili olduklarının tespit edilebilmesi için model giriş verilerine minimum-maksimum normalizasyonu uygulanmıştır ($B=\beta$).

Türkiye uzun dönem elektrik talebi tahminine ilişkin çoklu regresyon modeline ait katsayılar Çizelge 5.12 ile verilmiştir. Burada B_0 sabit katsayıyı, B_1 nüfus değişkenine, B_2 ise sanayi üretim endeksi x iş günü değişkenine ait katsayıyı ifade etmektedir.

Çizelge 5.12 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli katsayıları.

Katsayılar	Katsayı Değerleri	Normalize Katsayı Değerleri
B_0	0,011922946	35.530,66265
B_1	0,634501772	667,2529545
B_2	0,236179371	1,71684345

Türkiye uzun dönem elektrik tüketim tahmini için oluşturulan çok değişkenli regresyon modeline ait performans ölçütleri ve test sonuçları Çizelge 5.13 ve Çizelge 5.14 ile verilmiştir. Türkiye uzun dönem elektrik tüketim tahmini için oluşturulan modelin MAPE değeri %0,88 olarak gerçekleşmiştir. Test sonuçları ve gerçekleşen elektrik tüketim değerleri birbirine oldukça yakındır.

Çizelge 5.13 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.

Performans Ölçütleri	
R	0,96617
MAPE	%0,88

Çizelge 5.14 : Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Tüketim (TWh)	Regresyon Çıktısı (TWh)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata (TWh)
2016	279,3	281,4	%0,74	2,08
2017	296,7	295,0	%0,57	1,70
2018	300,1	304,1	%1,33	4,00

Bursa uzun dönem elektrik talebi tahminine ilişkin çoklu regresyon modeline ait katsayılar Çizelge 5.15 ile verilmiştir. Burada B_0 sabit katsayısı, B_1 nüfus değişkenine, B_2 ise sanayi üretim endeksi x iş günü değişkenine ait katsayısı ifade etmektedir.

Çizelge 5.15 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli katsayıları.

Katsayılar	Katsayı Değerleri	Normalize Katsayı Değerleri
B_0	516,4599502	0,09957229
B_1	365,1110992	0,407734071
B_2	0,157290104	0,494937048

Bursa uzun dönem elektrik tüketim tahmini için oluşturulan çok değişkenli regresyon modeline ait performans ölçütleri ve test sonuçları Çizelge 5.16 ve Çizelge 5.17 ile verilmiştir. Türkiye uzun dönem elektrik tüketim tahmini için oluşturulan modelin MAPE değeri %5,71 olarak gerçekleşmiştir. Test sonuçları ve gerçekleşen elektrik tüketim değerleri birbirine oldukça yakındır.

Çizelge 5.16 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.

Performans Ölçütleri	
R	0,94504
MAPE	%5,71

Çizelge 5.17 : Bursa uzun dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Tüketim (GWh)	Regresyon Çıktısı	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata
2016	11.807,2	12.540,4	6,21	733,20
2017	12.600,6	13.259,4	5,23	658,79
2018	12.828,6	13.557,9	5,69	729,32

Türkiye orta dönem elektrik talebi tahminine ilişkin çoklu regresyon modeline ait katsayılar Çizelge 5.18 ile verilmiştir. Burada B_0 sabit katsayısı, B_1 nüfus değişkenine, B_2 sanayi üretim endeksi x iş günü değişkenine, B_3 İstanbul HDD

değişkenine, B₄ İstanbul CDD değişkenine, B₅ Ankara HDD değişkenine, B₆ ise Ankara CDD değişkenine ait katsayıyı ifade etmektedir.

Çizelge 5.18 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli katsayıları.

Katsayılar	Katsayı Değerleri	Normalize Katsayı Değerleri
B ₀	28.119,47754	0,135812404
B ₁	534,0969112	0,460118509
B ₂	2,219592033	0,381753592
B ₃	2,70987385	0,085685571
B ₄	22,65253147	0,217693793
B ₅	2,224909283	0,120724386
B ₆	14,89183187	0,233753471

Türkiye orta dönem elektrik tüketim tahmini için oluşturulan çok değişkenli regresyon modeline ait performans ölçütleri ve test sonuçları Çizelge 5.19 ve Çizelge 5.20 ile verilmiştir. Türkiye uzun dönem elektrik tüketim tahmini için oluşturulan modelin MAPE değeri %2,81 olarak gerçekleşmiştir. Test sonuçları ve gerçekleşen elektrik tüketim değerleri birbirine oldukça yakındır.

Çizelge 5.19 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.

Performans Ölçütleri	
R	0,97231
MAPE	%2,81

Çizelge 5.20 : Türkiye orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Tüketim (GWh)	Regresyon Çıktısı (GWh)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata
Ocak 2016	23.960,5	23.040,2	3,84	920,30
Şubat 2016	21.406,0	22.019,5	2,87	613,53
Mart 2016	22.422,9	23.273,5	3,79	850,52
Nisan 2016	21.616,6	22.021,3	1,87	404,61
Mayıs 2016	22.260,0	22.511,4	1,13	251,45
Haziran 2016	23.411,8	23.504,4	0,40	92,64
Temmuz 2016	24.749,5	23.754,9	4,02	994,64
Ağustos 2016	26.689,1	25.680,4	3,78	1.008,67
Eylül 2016	21.641,9	21.997,7	1,64	355,85
Ekim 2016	22.364,7	23.162,5	3,57	797,72
Kasım 2016	23.182,5	23.844,7	2,86	662,13
Aralık 2016	25.580,8	25.502,5	0,31	78,29
Ocak 2017	25.586,0	24.326,9	4,92	1.259,12
Şubat 2017	22.883,8	22.851,0	0,14	32,86
Mart 2017	24.056,4	24.464,0	1,69	407,62
Nisan 2017	22.431,9	23.600,9	5,21	1.169,07
Mayıs 2017	23.341,2	23.373,5	0,14	32,26
Haziran 2017	22.860,2	23.074,5	0,94	214,29
Temmuz 2017	28.384,3	25.787,6	9,15	2.596,73
Ağustos 2017	28.100,7	25.864,7	7,96	2.235,97
Eylül 2017	24.472,6	24.102,5	1,51	370,11
Ekim 2017	23.886,4	24.730,4	3,53	844,03
Kasım 2017	24.565,1	25.042,5	1,94	477,38
Aralık 2017	26.133,5	26.051,5	0,31	81,98
Ocak 2018	26.211,7	25.060,8	4,39	1.150,91
Şubat 2018	23.230,9	23.696,8	2,01	465,91
Mart 2018	24.729,1	25.149,9	1,70	420,78
Nisan 2018	23.586,5	23.960,8	1,59	374,26
Mayıs 2018	23.964,7	24.298,7	1,39	334,01
Haziran 2018	23.855,7	23.655,1	0,84	200,55
Temmuz 2018	29.215,7	27.226,9	6,81	1.988,78
Ağustos 2018	27.559,5	27.146,7	1,50	412,73
Eylül 2018	25.052,0	24.453,1	2,39	598,90
Ekim 2018	23.375,8	24.492,8	4,78	1.117,00
Kasım 2018	23.848,7	24.765,7	3,85	916,99
Aralık 2018	25.478,9	26.102,1	2,45	623,20

Bursa orta dönem elektrik talebi tahminine ilişkin çoklu regresyon modeline ait katsayılar Çizelge 5.21 ile verilmiştir. Burada B_0 sabit katsayısı, B_1 nüfus değişkenine, B_2 Bursa ili sanayi üretim endeksi x iş günü değişkenine, B_3 Bursa HDD değişkenine, B_4 ise Bursa CDD değişkenine ait katsayısı ifade etmektedir.

Çizelge 5.21 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli katsayıları.

Katsayılar	Katsayı Değerleri	Normalize Katsayı Değerleri
B ₀	295,4604417	0,011758225
B ₁	20,5935427	0,083251984
B ₂	0,18420626	0,777693682
B ₃	0,233653228	0,186556155
B ₄	0,690458466	0,19666177

Bursa orta dönem elektrik tüketim tahmini için oluşturulan çok değişkenli regresyon modeline ait performans ölçütleri ve test sonuçları Çizelge 5.22 ve Çizelge 5.23 ile verilmiştir. Bursa orta dönem elektrik tüketim tahmini için oluşturulan modelin MAPE değeri %2,49 olarak gerçekleşmiştir. Test sonuçları ve gerçekleşen elektrik tüketim değerleri birbirine oldukça yakındır.

Çizelge 5.22 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.

Performans Ölçütleri	
R	0,86530
MAPE	%2,49

Çizelge 5.23 : Bursa orta dönem elektrik talep tahmini regresyon modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Tüketim (GWh)	Regresyon Çıktısı (GWh)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata
Ocak 2016	961,54	968,32	0,71	6,77
Şubat 2016	919,61	912,63	0,76	6,98
Mart 2016	1.031,45	1.013,44	1,75	18,00
Nisan 2016	928,07	934,82	0,73	6,74
Mayıs 2016	976,40	973,84	0,26	2,56
Haziran 2016	1.011,88	1.011,01	0,09	0,87
Temmuz 2016	949,69	934,65	1,58	15,04
Ağustos 2016	1.059,73	1.049,16	1,00	10,57
Eylül 2016	889,56	901,27	1,32	11,71
Ekim 2016	989,97	1.017,68	2,80	27,70
Kasım 2016	1.000,98	1.040,75	3,97	39,76
Aralık 2016	1.088,26	1.136,64	4,45	48,37
Ocak 2017	1.054,34	1.014,19	3,81	40,15
Şubat 2017	978,24	917,19	6,24	61,04
Mart 2017	1.076,72	1.058,37	1,70	18,34
Nisan 2017	1.002,87	998,44	0,44	4,43
Mayıs 2017	1.019,57	1.007,77	1,16	11,80
Haziran 2017	967,75	973,66	0,61	5,90
Temmuz 2017	1.136,16	1.081,11	4,84	55,04
Ağustos 2017	1.092,41	1.081,66	0,98	10,74
Eylül 2017	998,70	1.000,27	0,16	1,57
Ekim 2017	1.070,37	1.094,29	2,24	23,92
Kasım 2017	1.089,06	1.094,90	0,54	5,83
Aralık 2017	1.114,39	1.160,79	4,16	46,40
Ocak 2018	1.128,43	1.062,29	5,86	66,13
Şubat 2018	1.041,15	955,13	8,26	86,02
Mart 2018	1.118,99	1.080,62	3,43	38,37
Nisan 2018	1.089,67	1.006,38	7,64	83,28
Mayıs 2018	1.082,81	1.057,15	2,37	25,65
Haziran 2018	998,22	982,82	1,54	15,40
Temmuz 2018	1.175,64	1.136,10	3,36	39,54
Ağustos 2018	1.000,36	1.026,00	2,56	25,64
Eylül 2018	1.042,78	1.010,74	3,07	32,04
Ekim 2018	1.036,99	1.051,59	1,41	14,60
Kasım 2018	1.030,43	1.039,74	0,90	9,31
Aralık 2018	1.083,12	1.114,21	2,87	31,08

Türkiye geneli yıllık ani puant yük tahminine ilişkin çoklu regresyon modeline ait katsayılar Çizelge 5.24 ile verilmiştir. Burada B0 sabit katsayısı, B1 nüfus değişkenine, B2 ise sanayi üretim endeksi x iş günü değişkenine ait katsayısı ifade etmektedir.

Çizelge 5.24 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini regresyon modeli katsayıları.

Katsayılar	Katsayı Değerleri	Normalize Katsayı Değerleri
B ₀	-	-
B ₁	42,90217683	0,588924233
B ₂	1,104504037	0,421508664

Türkiye yıllık ani puant yük tahmini için oluşturulan çok değişkenli regresyon modeline ait performans ölçütleri ve test sonuçları Çizelge 5.25 ve Çizelge 5.26 ile verilmiştir. Türkiye yıllık ani puant yük tahmini için oluşturulan modelin MAPE değeri %3,68 olarak gerçekleşmiştir. Test sonuçları ve gerçekleşen elektrik tüketim değerleri birbirine oldukça yakındır.

Çizelge 5.25 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini regresyon modeli performans ölçütleri.

Performans Ölçütleri	
R	0,99922
MAPE	%3,68

Çizelge 5.26 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmini regresyon modeli test sonuçları.

Dönem	Gerçekleşen Puant (MW)	Regresyon Çıktısı (MW)	Mutlak Yüzde Hata	Mutlak Hata (MW)
2016	44.734,0	45.239,3	1,13	505,33
2017	47.659,7	48.927,0	2,66	1267,36
2018	46.159,6	49.501,5	7,24	3341,90

5.5 İlgili Kuruluşların Tahmin Çıktıları

Elektrik Piyasası Talep Tahminleri Yönetmeliği'ne göre; dağıtım şirketleri, kendi dağıtım bölgeleri için ilk yıl bir sonraki yıl olmak üzere her yıl Haziran ayının sonuna kadar 10 yıllık, görevli tedarik şirketleri için ise her yıl Aralık ayının sonuna kadar 5 yıllık talep tahmin raporlarını hazırlamak ve EPDK'ya sunmakla yükümlüdür. Dağıtım şirketleri, hazırladıkları talep tahmin raporlarını, bu yönetmelikte yer alan usul ve esaslara uygunluk yönünden incelendikten ve EPDK tarafından uygun bulunduktan sonra yapılan bildirim izleyen 10 gün içerisinde TEİAŞ'a göndermekle yükümlüdürler. Söz konusu yönetmelik hükümleri kapsamında EPDK tarafından onaylanan ve TEİAŞ Genel Müdürlüğüne gönderilen; dağıtım şirketlerinin hazırlamış olduğu talep tahmin raporları kullanılarak düşük, baz

ve yüksek tüketim senaryoları temelinde yıllık bazda ve 10 yıllık dönem için talep ve puant yük tahmin raporları hazırlanmaktadır [42].

TEİAŞ tarafından 2019 yılı Şubat ayında yayınlanmış olan “Türkiye Elektrik Enerjisi 10 Yıllık Talep Tahminleri Raporu”nda yer alan puant yük tahmini Çizelge 5.27 ile gösterilmektedir.

Çizelge 5.27 : TEİAŞ 2019-2028 yılları Türkiye yıllık ani puant yük tahmini (MW).

Dönem	Düşük Senaryo	Artış (%)	Baz Senaryo	Artış (%)	Yüksek Senaryo	Artış(%)
2019	49.758	4,6	49.972	5,0	50.181	5,5
2020	51.891	4,3	52.258	4,6	52.647	4,9
2021	53.988	4,0	54.605	4,5	55.280	5,0
2022	56.000	3,7	57.013	4,4	58.090	5,1
2023	58.150	3,8	59.586	4,5	61.069	5,1
2024	60.312	3,7	62.168	4,3	64.099	5,0
2025	62.248	3,2	64.520	3,8	66.956	4,5
2026	64.153	3,1	66.869	3,6	69.865	4,3
2027	66.055	3,0	69.228	3,5	72.761	4,1
2028	67.984	2,9	71.621	3,5	75.716	4,1

TEİAŞ çalışmasına göre 2028 yılında belirli bir anda talep edilen en yüksek elektrik enerjisi talebinin (puant yük) 2028 yılında düşük senaryo için 67.984 MW; baz senaryo için 71.621 MW; yüksek senaryo için 75.716 MW olarak gerçekleşmesi öngörülmektedir.

ETKB tarafından her iki yılda bir 6446 sayılı Elektrik Piyasası Kanunu’nun 20. maddesi gereği, 3. fıkrası, a bendinde yer alan “Gelecek yirmi yılı kapsayan Türkiye Elektrik Enerjisi Talep Projeksiyonu Raporu, her iki yılda bir Kalkınma Bakanlığı ve Kurum görüşleri alınmak suretiyle Bakanlık tarafından hazırlanır ve yayımlanır” hükmüne dayanılarak gelecek yirmi yılı kapsayan “Türkiye Elektrik Enerjisi Talep Projeksiyonu Raporu” yayımlanmaktadır. Bu çalışmada veri seti olarak; ekonomik büyüme oranı, nüfus, iç tüketim ve şebeke kayıpları, hane halkı sayısı, ulaştırma sektörünün elektrik tüketimine katkısı ve verimlilik verilerinin yanısıra ülkemizin ve ülkemize benzer olarak değerlendirilen ülkelerin Uluslararası Enerji Ajansı veri tabanındaki enerji verileri ve Dünya Bankası veri tabanındaki sektörel GSYH verilerinin kullanıldığı belirtilmiştir [43].

ETKB tarafından 2019 yılında yayınlanmış olan “Türkiye Elektrik Enerjisi Talep Projeksiyonu Raporu”nda yer alan talep tahminleri Çizelge 5.28 ile gösterilmektedir.

Çizelge 5.28 : ETKB 2019-2039 yılları brüt elektrik tüketim tahmini (TWh).

Dönem	Düşük Senaryo	Artış (%)	Baz Senaryo	Artış (%)	Yüksek Senaryo	Artış (%)
2019	313,8	4,6	315,2	5,0	316,5	5,5
2020	327,3	4,3	329,6	4,6	332,6	4,9
2021	340,5	4,0	344,4	4,5	348,7	5,0
2022	353,2	3,7	359,6	4,4	366,4	5,1
2023	366,8	3,8	375,8	4,5	385,2	5,1
2024	380,4	3,7	392,1	4,3	404,3	5,0
2025	392,6	3,2	406,9	3,8	422,3	4,5
2026	404,6	3,1	421,8	3,6	440,7	4,3
2027	416,6	3,0	436,6	3,5	458,9	4,1
2028	428,8	2,9	451,7	3,5	477,6	4,1
2029	441,0	2,9	466,8	3,3	496,6	4,0
2030	453,0	2,7	481,7	3,2	515,4	3,8
2031	464,6	2,6	496,7	3,1	534,0	3,6
2032	476,3	2,5	511,6	3,0	552,9	3,5
2033	487,8	2,4	526,4	2,9	571,6	3,4
2034	499,3	2,3	541,0	2,8	590,2	3,3
2035	510,8	2,3	555,7	2,7	608,5	3,1
2036	522,7	2,3	570,8	2,7	627,0	3,1
2037	534,0	2,2	585,3	2,5	644,9	2,9
2038	545,1	2,1	599,4	2,4	662,5	2,7
2039	556,3	2,1	613,4	2,3	679,9	2,6

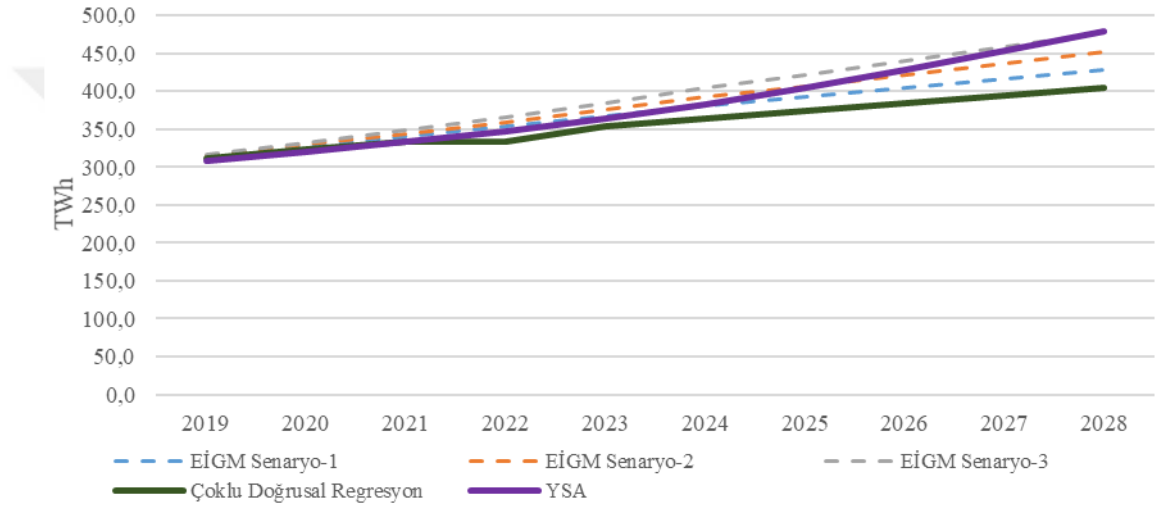
5.6 Model Çıktıları

Her iki tahmin yöntemi için performans göstergelerine göre seçilen modeller tahmin girdileri ile yeniden çalıştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar Türkiye uzun dönem ve puant yük değerleri için ilgili kuruluşların tahminleri ile kıyaslanmıştır. Ayrıca diğer tahminlerde çoklu doğrusal regresyon analizi ve YSA modellerine ait sonuçlar da aynı tabloda verilmiştir.

2019-2020 yılları arası Türkiye yıllık elektrik talebinin çoklu doğrusal regresyon analizi ve YSA modelleri gerçekleştirilen tahmin sonuçları ve ETKB tahminleri ile karşılaştırması Çizelge 5.29 ve Şekil 5.6 ile verilmiştir.

Çizelge 5.29 : Türkiye uzun dönem tahmin sonuçları.

Dönem	ETKB Tahminleri (TWh)			Regresyon Analizi (TWh)				YSA Tahminleri (TWh)			
	Düşük Senaryo	Baz Senaryo	Yüksek Senaryo	Değer	Fark (%)			Değer	Fark (%)		
2019	313,83	315,18	316,50	311,88	0,62	1,05	1,46	307,80	1,92	2,34	2,75
2020	327,28	329,60	332,06	323,14	1,27	1,96	2,68	320,67	2,02	2,71	3,43
2021	340,51	344,41	348,66	333,52	2,05	3,16	4,34	333,32	2,11	3,22	4,40
2022	353,20	359,59	366,39	334,41	5,32	7,00	8,73	347,49	1,62	3,37	5,16
2023	366,77	375,82	385,18	354,46	3,36	5,68	7,97	363,62	0,86	3,25	5,60
2024	380,40	392,11	404,29	364,95	4,06	6,93	9,73	382,90	-0,66	2,35	5,29
2025	392,61	406,94	422,30	374,86	4,52	7,88	11,24	404,38	-3,00	0,63	4,25
2026	404,63	421,75	440,65	384,82	4,90	8,76	12,67	428,81	-5,98	-1,67	2,69
2027	416,62	436,63	458,92	394,61	5,28	9,62	14,01	454,26	-9,04	-4,04	1,01
2028	428,80	451,73	477,55	404,46	5,67	10,46	15,31	479,76	-11,89	-6,20	-0,46
Performans Ölçütleri			MAPE	%0,88				%0,61			
			R	0,96617				0,96942			



Şekil 5.6 : Türkiye uzun dönem tahmin sonuçları.

2019-2020 yılları arası Bursa yıllık elektrik talebinin çoklu doğrusal regresyon analizi ve YSA modelleri gerçekleştirilen tahmin sonuçları Çizelge 5.30 ile verilmiştir.

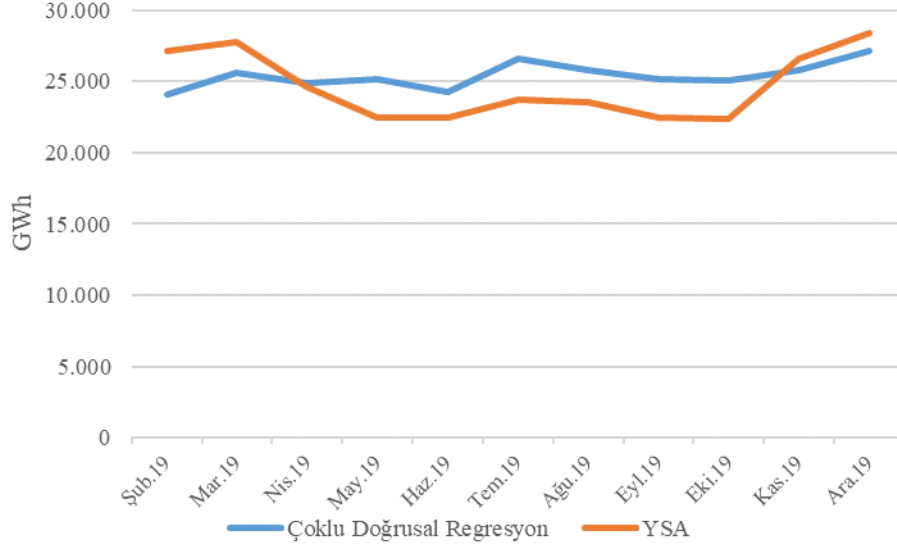
Çizelge 5.30 : Bursa uzun dönem tahmin sonuçları.

Dönem	Regresyon Analizi (GWh)	YSA Tahmini (GWh)
2019	13.699,17	11.272,38
2020	14.203,38	12.656,57
2021	14.629,72	12.798,89
2022	15.070,76	13.009,25
2023	15.430,29	13.345,40
2024	15.962,87	14.362,37
2025	16.353,98	15.658,85
2026	16.736,58	17.426,13
2027	17.115,73	19.325,64
2028	17.512,99	20.963,92
MAPE	%5,71	%1,71
R	0,94504	0,96569

2019 Ocak-2019 Aralık dönemi Türkiye aylık elektrik talebinin çoklu doğrusal regresyon analizi ve YSA modelleri gerçekleştirilen tahmin sonuçları Çizelge 5.31 ve Şekil 5.7 ile verilmiştir.

Çizelge 5.31 : Türkiye orta dönem tahmin sonuçları.

Dönem	Regresyon Analizi (GWh)	YSA Tahmini (GWh)
Ocak 2019	24.241,76	23.448,88
Şubat 2019	24.101,55	27.152,30
Mart 2019	25.624,33	27.771,57
Nisan 2019	24.892,64	24.598,33
Mayıs 2019	25.161,22	22.426,63
Haziran 2019	24.246,51	22.428,00
Temmuz 2019	26.550,38	23.674,63
Ağustos 2019	25.781,55	23.492,06
Eylül 2019	25.129,20	22.413,15
Ekim 2019	25.102,18	22.342,25
Kasım 2019	25.796,05	26.579,96
Aralık 2019	27.112,19	28.384,81
MAPE	%2,81	%11,37
R	0,97231	0,98148

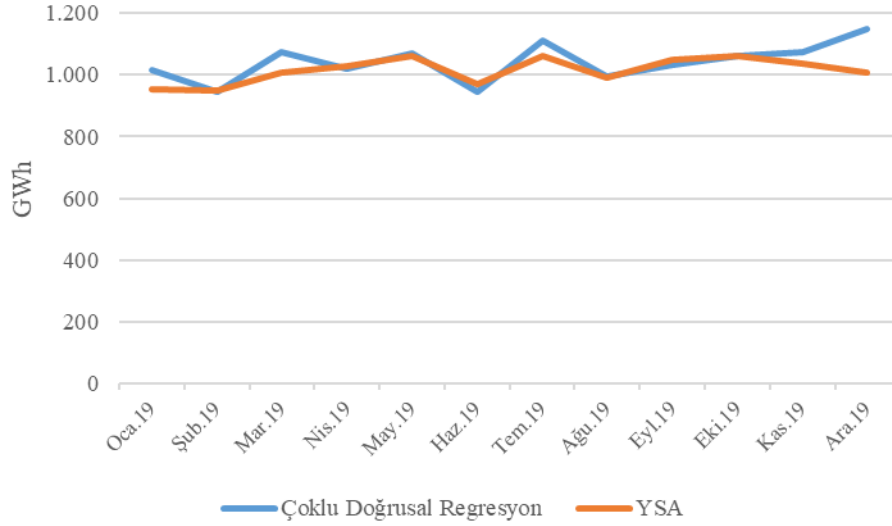


Şekil 5.7 : Türkiye orta dönem tahmin sonuçları.

2019 Ocak-2019 Aralık dönemi Bursa aylık elektrik talebinin çoklu doğrusal regresyon analizi ve YSA modelleri gerçekleştirilen tahmin sonuçları Çizelge 5.32 ve Şekil 5.8 ile verilmiştir.

Çizelge 5.32 : Bursa orta dönem tahmin sonuçları.

Dönem	Regresyon Analizi (GWh)	YSA Tahmini (GWh)
Ocak 2019	1.016,87	952,95
Şubat 2019	947,28	950,54
Mart 2019	1.073,02	1.008,97
Nisan 2019	1.020,14	1.028,54
Mayıs 2019	1.069,97	1061,75
Haziran 2019	945,42	969,08
Temmuz 2019	1.112,20	1.060,85
Ağustos 2019	996,06	991,66
Eylül 2019	1.034,11	1.050,78
Ekim 2019	1.061,76	1.063,44
Kasım 2019	1.073,88	1.038,50
Aralık 2019	1.150,58	1.006,89
MAPE	%2,49	%3,29
R	0,86530	0,87017

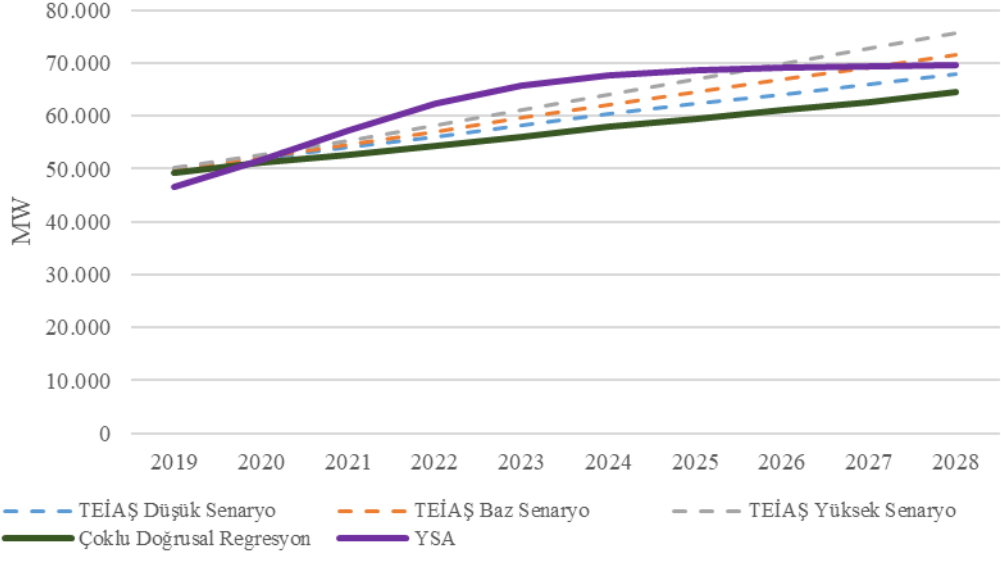


Şekil 5.8 : Bursa orta dönem tahmin sonuçları.

2019-2020 yılları arası Türkiye yıllık ani puant yük talebin çoklu doğrusal regresyon analizi ve YSA modelleri gerçekleştirilen tahmin sonuçları ve ETKB tahminleri ile karşılaştırması Çizelge 5.33 ve Şekil 5.9 ile verilmiştir.

Çizelge 5.33 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmin sonuçları (MW).

Dönem	TEAİŞ Tahminleri				Regresyon Analizi				YSA Tahminleri		
	Düşük Senaryo	Baz Senaryo	Yüksek Senaryo	Değer	Fark (%)			Değer	Fark (%)		
2019	49758	49.972	50.181	49.136,70	1,25	1,67	2,08	46.664,64	6,22	6,62	7,01
2020	51891	52.258	52.647	51.216,73	1,30	1,99	2,72	51.732,51	0,31	1,01	1,74
2021	53988	54.605	55.280	52.758,82	2,28	3,38	4,56	57.258,76	-6,06	4,86	3,58
2022	56000	57.013	58.292	54.417,57	2,83	4,55	6,65	62.271,93	-11,20	9,22	6,83
2023	58150	59.586	61.069	56.076,05	3,57	5,89	8,18	65.692,03	-12,97	10,25	7,57
2024	60312	62.168	64.099	57.868,39	4,05	6,92	9,72	67.677,20	-12,21	8,86	5,58
2025	62248	64.520	66.956	59.390,67	4,59	7,95	11,30	68.652,48	-10,29	6,40	2,53
2026	64153	66.869	69.865	61.046,72	4,84	8,71	12,62	69.177,06	-7,83	3,45	0,98
2027	66055	69.228	72.761	62.701,89	5,08	9,43	13,82	69.445,05	-5,13	0,31	4,56
2028	67984	71.621	75.716	64.508,47	5,11	9,93	14,80	69.606,21	-2,39	2,81	8,07
Performans Ölçütleri				MAPE	%3,68			%6,56			
				R	0,99922			0,98919			



Şekil 5.9 : Türkiye yıllık ani puant yük tahmin sonuçları

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Nüfustaki hızlı artış, sanayileşme, şehirleşmenin artışı ve teknolojiye yaşanan gelişmeler sayesinde enerji hayatımızda vazgeçilmez hale gelmiştir. Elektrik enerjisinin yüksek miktarda depolanma özelliği bulunmamaktadır. Oluşan elektrik talebinin kesintisiz, kaliteli, sürdürülebilir ve uygun maliyetli olarak karşılanması gerekmektedir. Orta ve uzun dönem için elektrik talep tahminleri özellikle yatırım ve kapasite belirleme açısından oldukça önemlidir. Elektrik talep tahmininin bölgesel bazda yapılması da yatırımların daha ekonomik olmasına katkıda bulunacaktır.

Bu çalışmada nüfus, sanayi üretim endeksi, meteorolojik veriler (HDD, CDD) girdi olarak kullanılarak Bursa ve Türkiye için orta ve uzun dönem elektrik enerjisi talebi ile Türkiye için yıllık ani puant yük tahmini yapılmıştır.

Elde edilen tahminler genel olarak değerlendirildiğinde nüfus arttıkça elektrik tüketiminin de artması beklenmektedir. Ayrıca endüstriyel faaliyetlerdeki artışla birlikte enerjiye ihtiyacında da artış olacağı görülmektedir. Sanayinin olduğu yerde yoğunlaşan nüfus kentleşmeyi de beraberinde getirirken elektrik tüketiminin de artacağı varsayılmaktadır. Hava sıcaklığı ile elektrik tüketimi arasında parabolige yakın bir bağlantı bulunmaktadır. Sıcaklığın 15,5 - 18°C olduğu saatlerde elektrik tüketimi minimum değerlere düşerken sıcaklık 15,5°C'nin altına indikçe ve 18°C'nin üzerine çıktıkça elektrik tüketiminde artış gerçekleşmektedir.

Yapılan tahminler neticesinde uygun model belirlemek için performans ölçütlerinden faydalanılmıştır. Çoklu doğrusal regresyon analizinde R ve MAPE değerleri performans ölçütü olarak dikkate alınmıştır. YSA ile yapılan tahminlerde ise her bir tahmin için oluşan 364 model arasından yine aynı performans ölçütlerine göre değerlendirme yapılmıştır. Böylece iki yöntem için de aynı performans kriterleri kullanılarak modellerin aynı koşullarda kıyaslanması yapılmıştır.

2028 yılı itibariyle Türkiye toplam elektrik enerjisi talebinin çoklu doğrusal regresyon modeline göre 404,46 TWh, YSA modeline göre ise 479,75 TWh olarak gerçekleşmesi beklenmektedir. 2019-2028 döneminde Türkiye yıllık elektrik

talebinde çoklu doğrusal regresyon modeline göre ortalama %3,41, YSA modeline göre ise ortalama %5,91 artış gerçekleşmesi beklenmektedir. Çoklu doğrusal regresyon modeli için MAPE değeri %0,88, YSA modeli için MAPE değeri %0,61 olarak bulunmuştur. 2028 yılı için ETKB tahminleri ile kıyaslandığında çoklu doğrusal regresyon analizi çıktıları daha düşük elektrik talebinin öngörüldüğü Senaryo-1 sonucuna (428,79 TWh), YSA çıktıları ise daha yüksek talebin öngörüldüğü Senaryo-3 sonucuna (477,55 TWh) yakın olduğu görülmüştür.

2028 yılı itibariyle Bursa toplam elektrik enerjisi talebinin çoklu doğrusal regresyon modeline göre 17,51 TWh, YSA modeline göre ise 20,96 TWh olarak gerçekleşmesi beklenmektedir. 2019-2028 döneminde Bursa yıllık elektrik talebinde çoklu doğrusal regresyon modeline göre ortalama %3,65, YSA modeline göre ise ortalama %6,34 artış gerçekleşmesi öngörülmektedir. Çoklu doğrusal regresyon modeli için MAPE değeri %5,71, YSA modeli için MAPE değeri %1,17 olarak bulunmuştur. Uzun dönem tahmini sonuçları karşılaştırıldığında YSA modelinin çoklu doğrusal regresyon modeline göre daha yüksek tahmin çıktıları verdiği görülmektedir.

Ocak 2019 - Aralık 2019 döneminde Türkiye elektrik talebinin çoklu doğrusal regresyon modeline göre 303,74 TWh, YSA modeline göre 294,71 TWh olması beklenmektedir. Çoklu doğrusal regresyon modeli için MAPE değeri %2,86, YSA modeli için MAPE değeri %11,37 olarak bulunmuştur.

Ocak 2019 - Aralık 2019 döneminde Bursa elektrik talebinin çoklu doğrusal regresyon modeline göre 11.537,7 GWh, YSA modeline göre 12.184,0 GWh olması beklenmektedir. Çoklu doğrusal regresyon modeli için MAPE değeri %3,16, YSA modeli için MAPE değeri %3,29 olarak bulunmuştur.

Orta dönem elektrik talep eğrisinde mevsimsellik faktörünün etkisi bulunmaktadır. Bu nedenle orta dönem için elde edilen tahmin çıktılarının performansını değerlendirirken mevsimsellik faktörü de göz önünde bulundurulmuş ve aylara göre değişimler incelenmiştir. Bursa orta dönem elektrik talep tahmin çıktıları, Türkiye orta dönem elektrik talep tahmin çıktılarından daha iyi bir mevsimsellik eğrisine sahiptir. Bu durum performans ölçütleri ile de paralellik göstermektedir. Bu farkın oluşmasında Bursa ili için il bazlı meteorolojik veriler girdi olarak kullanılırken Türkiye için yalnızca İstanbul ve Ankara illerine ait meteorolojik verilerin kullanılmasının etkisi olmuştur.

2028 yılı itibariyle Türkiye yıllık ani puant yük değerinin çoklu doğrusal regresyon modeline göre 64.508,5 MW, YSA modeline göre ise 69.606,2 MW olarak gerçekleşmesi beklenmektedir. 2019-2028 döneminde Türkiye yıllık ani puant yük değerinde çoklu doğrusal regresyon modeline göre ortalama %3,98, YSA modeline göre ise ortalama %5,08 artış gerçekleşmesi beklenmektedir. Çoklu doğrusal regresyon modeli için MAPE değeri %3,68, YSA modeli için MAPE değeri %6,56 olarak bulunmuştur. 2028 yılı için TEİAŞ tahminleri ile kıyaslandığında çoklu doğrusal regresyon analizi çıktısının düşük senaryo sonucundan (67.984 MW) daha düşük, YSA çıktısının ise düşük senaryo ile referans senaryo (71.621 MW) değerleri arasında olduğu görülmüştür.

Yapılan bütün tahminler göz önüne alındığında, uzun dönem ve ani puant yük tahminlerinde YSA modeli çıktılarının, çoklu doğrusal regresyon modelleri çıktılarına göre ETKB ve TEİAŞ tahminlerine daha yakın olduğu görülmüştür. Orta dönemde ise çoklu doğrusal regresyon modeli çıktılarının, YSA çıktılarına göre daha başarılı mevsimsellik eğrisi yakaladıkları gözlemlenmiştir.

Tahmin yöntemleri çalışma verimlilikleri açısından kıyaslandığında ise, tahmin çalışmasında çoklu doğrusal regresyon analizinin, YSA metoduna göre çok daha hızlı çıktı üretebildiği görülmüştür. Depolama alanı kullanımında ise YSA metodu, çoklu doğrusal regresyon analiz metoduna oranla çok daha büyük bir hafıza gerektirmektedir. Yapılan çalışma ölçeğinde bir analizde bu depolama ihtiyacı ve çıktı hızı büyük önem arz etmezken, daha büyük girdi setleri ile çalışılması halinde mutlaka dikkate alınmalıdır. Buna karşın çoklu doğrusal regresyon analizi metodunda model Denklem (4.6) ile verilen sabit denklemin katsayılarını oluşturarak tahmin yapmaktadır. Buna karşın YSA metodunda kullanıcı katman sayısı, nöron sayısı, eğitim ve aktivasyon fonksiyonu gibi bir çok önemli faktöre kullanıcı müdahalesini mümkün kılmaktadır. Bu da YSA metodunun basit tahminden, detaylı örüntü işleme gibi konulara kadar tüm tahmin alanlarında kullanılmasını sağlamaktadır.

KAYNAKLAR

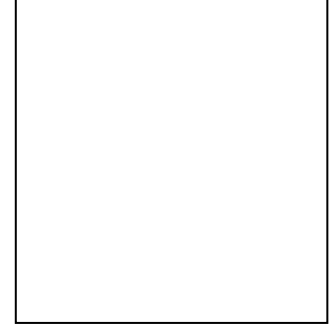
- [1] **Elektrik Üretim İstatistikleri** (2019). *TEİAŞ*. Erişim: 18 Mayıs 2019, <https://www.teias.gov.tr/tr/turkiye-elektrik-uretim-iletim-istatistikleri/2007>.
- [2] **Sanstad A. H., McMenamin S., Sukenik A., Barbose G. L. ve Goldman C. A.** (2014). "Modeling an aggressive energy-efficiency scenario in long-range load forecasting for electric power transmission planning," *Applied Energy*, 128, 265-276.
- [3] **Ardakani F. J. ve Ardehali M. M.** (2014). "Long-term electrical energy consumption forecasting for developing and developed economies based on different optimized models and historical data types," *Energy*, 65, 452-461.
- [4] **Karagöl E. T.** (2017). *Dünya ve Türkiye'de Yenilenebilir Enerji*. İstanbul: SETA.
- [5] **Enerji Üretimi.** (2011). *Mesleki ve Teknik Programlar ve Öğretim Metaryalleri*, Erişim: 18 Mayıs 2019, http://www.megep.meb.gov.tr/mte_program_modul/moduller_pdf/Enerji%20%C3%9Cretimi.pdf
- [6] **Hasdemir M.** (2018). *Cumhuriyet Döneminden Günümüze Elektrik Enerjisi Politikaları* (Yüksek Lisans Tezi). Balıkesir Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Balıkesir.
- [7] **Türkiye Elektrik Piyasası** (2019). *TEİAŞ*. Erişim: 10 Haziran 2019, <https://www.teias.gov.tr/tr/yayinlar-raporlar/piyasa-raporlari>
- [8] **Hakkımızda.** *TEDAŞ*. Erişim : 10 Haziran 2019, http://www.tedas.gov.tr/#!tedas_hakkimizda.
- [9] **Kuruluş-Tarihçe.** *TEİAŞ*. Erişim : 12 Haziran 2019, <https://www.teias.gov.tr/tr/hakkimizda/tarihce> adresinden alındı
- [10] **4628 Sayılı Elektrik Piyasası Kanunu.** (2001). Erişim : 30 Haziran 2019, <https://www.mevzuat.gov.tr/MevzuatMetin/1.5.4628.pdf> adresinden alındı
- [11] **6446 Sayılı Elektrik Piyasası Kanunu.** (2013). Erişim : 30 Haziran 2019, <https://www.mevzuat.gov.tr/MevzuatMetin/1.5.4628.pdf>
- [12] **Gelir Vergisi Kanunu ile Bazı Kanunlarda Değişiklik Yapılmasına Dair Kanun.** Erişim : 30 Haziran 2019, Resmi Gazete, <https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2019/01/20190130-6.htm>
- [13] **Yazıttaş, F., Dünya Enerji Konseyi Türk Milli Komitesi** (2018). Erişim : 25 Mayıs 2019, <https://www.dunyaenerji.org.tr/wp-content/uploads/2018/02/FatihYazitasSunum.pdf>

- [14] **Türkiye Elektrik Piyasası Raporu.** TEİAŞ. Erişim 06 Temmuz 2019, <https://www.teias.gov.tr/tr/yayinlar-raporlar/piyasa-raporlari>.
- [15] **İlter B. ve Narin M.** (2018). Türkiye Elektrik Türev Piyasalarının Gelişimi. *Uluslararası Ekonomi ve Yenilik Dergisi*, 53-173.
- [16] **Es H. A. ve Hamzaçebi C.** (2014). Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Net Enerji Talep Tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*. Ankara
- [17] **Kutay F. ve Hamzaçebi C.** (2004). Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 227-233. Ankara
- [18] **Toker A. C. ve Korkmaz O.** (2011). Türkiye Kısa Süreli Elektrik Talebinin Saatlik Olarak Tahmin Edilmesi. *II. Elektrik Tesisat Ulusal Kongresi Bildirileri*. İzmir.
- [19] **Boltürk E.** (2013). *Elektrik Talebi Tahmininde Kullanılan Yöntemlerin Karşılaştırılması* (Yüksek Lisans Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [20] **Gültekin Ö.** (2009). *Bursa İli Orta Dönem Elektrik Talep Tahmini* (Yüksek Lisans Tezi). Dumlupınar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya.
- [21] **Demirel, Ö.** (2009). *Anfis ve Arma Modelleri İle Elektrik Enerjisi Yük Tahmini* (Yüksek Lisans Tezi). Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü. İstanbul.
- [22] **Gürbüz F.** (2013). Prediction of electricity energy consumption of Turkey via artificial bee colony: a case study. *SPRINGER*, 289-300.
- [23] **Akay, D., Atak, M.** (2007). "Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey". *Energy*, 32 1670-1675.
- [24] **Yaşar M.** (2004). *Günlük Akışlardaki Boşlukların Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tamamlanması* (Yüksek Lisans Tezi). Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli.
- [25] **Abraham A., Nath B. ve Nath M.** (2001). A Neuro-Fuzzy Approach for Forecasting Electricity Demand in Victoria.
- [26] **Aydın D., Kavak A. F. ve Toros H.** (2015). "Isınma ve Soğuma Derece Günlerin Elektrik Tüketimi Üzerindeki Etkisi." *7th Atmospheric Sciences Symposium*, İstanbul.
- [27] **Çalmaşur G. ve İnan K.** (2018). Hanehalkı Elektrik Talebini Etkileyen Faktörler: Türkiye Üzerine Bir Uygulama. 71-92. 10.18070/erciyesiibd.435627.
- [28] **Hondroyannis G.** (2004), Estimating residential demand for electricity in Greece, *Energy Economics*, 26, (319-334), Atina, Yunanistan
- [29] **Zaid, D. M.** (2015). Correlation and Regression Analysis. SESRIC, Ankara

- [30] **Schneider A., Hommel G., Blettner M.** (2010). Linear regression analysis—part 14 of a series on evaluation of scientific publications. *Dtsch Arztebl Int*, 107(44), 776–82.
- [31] **Indian Institute of Technology Kanpur.** Simple Linear Regression Analysis, Eriřim : 01 Kasım 2019, <http://home.iitk.ac.in/~shalab/regression/Chapter2-RegressionSimpleLinearRegressionAnalysis.pdf>
- [32] **Du, K. L. ve Swamy, M.N.** (2013). *Neural Networks and Statistical Learning*. 10.1007/978-1-4471-5571-3.
- [33] **Oludare I. A., Aman J. And Abiodun E. O.** (2018). State-of-the-art in artificial neural network. pplications: A survey. *Heliyon*, 4, e00938.
- [34] **Convolutional Neural Networks for Visual Recognition.** Eriřim : 01 Kasım 2019, <http://cs231n.github.io/neural-networks-1/>.
- [35] **Öztemel E.** (2006). *Yapay Sinir Ağları (2. bs.)*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- [36] **Learning Methods in a Neural Network**, Eriřim: 01 Kasım 2019, <https://www.slideshare.net/SaranshChoudhary2/learning-methods-in-a-neural-network>.
- [37] **Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliđi, Yapay Sinir Ağları** [PowerPoint Sunumu]. Eriřim: 01 Kasım 2019, <https://nesibeyalcin.files.wordpress.com/2018/10/8-yapay-sinir-ac49flarc4b1.pdf> den alındı.
- [38] **Meteoroloji Genel Müdürlüğü.** Isıtma ve Soğutma Gün Dereceleri. Eriřim 25 Mayıs 2019, <https://www.mgm.gov.tr/veridegerlendirme/gun-derece.aspx>
- [39] **Eğilmez M.** (2012) Sanayi Üretimi ve Kapasite Kullanımı Nasıl Ölçülür? Eriřim : 08 Ekim 2019, <http://www.mahfiegilmez.com/2012/03/sanayi-uretimi-ve-kapasite-kullanm-nasl.html>
- [40] **Klimberg R., Sillup G., Boyle K. ve Tavva V.** (2010). Forecasting performance measures - What are their practical meaning?. *Advances in Business and Management Forecasting*, 7, 137-147.
- [41] **Yapay sinir ağları öğrenme fonksiyonları.** *Mathworks*. Eriřim : 9 Ekim 2019, <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ug/choose-a-multilayer-neural-netwo rk-training-function.html;jsessionid=4fcd4d54a342c6fce870991c7252>.
- [42] **10 Yıllık Talep Tahminleri Raporu (2019-2028)** (2019). *TEİAŞ*. Eriřim : 20 Ekim 2019, https://www.teias.gov.tr/sites/default/files/2019-06/taleprapor_2019-2028.pdf.
- [43] **Türkiye Elektrik Enerjisi Talep Projeksiyonu Raporu** (2019). ETKB. Eriřim: : 20 Ekim 2019, <https://www.enerji.gov.tr/File/?path=ROOT%2F1%2FDocuments%2FE%C4%B0GM%20Ana%20Rapor%2FT%C3%BCrkiye%20Elekt rik%20Enerjisi%20Talep%20Projeksiyonu%20Raporu.pdf>.

ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Elif UZUN
Doğum Tarihi ve Yeri : 21.03.1988 Bursa
E-posta : elifuzun16@gmail.com



ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2011, Ege Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
- **Yüksek Lisans** : 2019, Bursa Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

- 2011-2013, Mühendis – Özel Sektör
- 2013-2015, Mühendis – Türkiye Cumhuriyeti Devlet Demiryolları
- 2015-(2019), ETK Uzman Yardımcısı – Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı
- 2019-(Halen devam etmekte), ETK Uzmanı – Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı