



İSTANBUL MEDENİYET ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İKTİSAT ANABİLİM DALI

**Gün Öncesi Piyasalarında Elektrik Fiyatı Tahmini:
Türkiye Örneği**

Doktora Tezi

Salih Eliyatkın

Temmuz 2023



İSTANBUL MEDENİYET ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İKTİSAT ANABİLİM DALI

**Gün Öncesi Piyasalarında Elektrik Fiyatı Tahmini:
Türkiye Örneği**

Doktora Tezi

Salih Eliyatkın

Danışman

Prof. Dr. Hüseyin Kaya

Temmuz 2023

TEZ JÜRİSİ ONAYI

Salih Eliyatkin tarafından hazırlanan "Gün Öncesi Piyasalarında Elektrik Fiyatı Tahmini: Türkiye Örneği" başlıklı bu Doktora Tezi, İktisat Anabilim Dalı'nda hazırlanmış ve jürimiz tarafından kabul edilmiştir.

JÜRİ ÜYELERİ

İMZA

Tez Danışmanı:

Prof. Dr. Hüseyin KAYA
İstanbul Medeniyet Üniversitesi

Üyeler:

Prof. Dr. Etem Hakan ERGEÇ
İstanbul Medeniyet Üniversitesi

Prof. Dr. Sadettin Haluk ÇİTÇİ
Gebze Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Dinçer DEDEOĞLU
İstanbul Medeniyet Üniversitesi

Doç. Dr. Gökhan ÖVENÇ
İstanbul Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 21/Temmuz/ 2023

BEYANLAR

Yazım ve Kaynak Gösterme Kılavuzu Beyanı

Danışmanlığımda yazılan bu tezin APA yazım ve kaynak gösterme kılavuzunda belirtilen kurallara uygun olarak yapılandırıldığı ve bu kılavuzun metin içi kaynak gösterme standartlarının bu tezde tutarlı olarak uygulandığı tarafımdan incelenerek teyit edilmiştir.

İmza
Prof. Dr. Hüseyin Kaya

Etik İlkeler Sadakat Beyanı

Hazırladığım bu tezin tamamen kendi çalışmam olduğunu, akademik ve etik kuralları gözeterek çalıştığımı ve her alıntıya kaynak gösterdiğimi beyan ederim.

İmza
Salih Eliyatkin

Önsöz

Hem mevzuattaki değişiklikler hem de yatırımlar ile hız kazanan Türkiye'deki elektrik piyasası; üreticiler, yatırımcılar, tedarikçiler ve tüketiciler için oldukça önemli bir hale gelmiştir. EPIAŞ tarafından işletilmekte olan Gün Öncesi Piyasası'nda oluşan Piyasa Takas Fiyatları'nın tahmin edilmesine yönelik yapılan bu çalışmada farklı fiyat tahmin modelleri kullanılarak, gerçeğe yakın fiyat tahmini elde edilebilecek modeller oluşturulmuş ve test edilmiştir. Doğru fiyat tahmininin doğru yatırım ve planlı tüketimi beraberinde getireceği düşüncesi ile farklı kaynaklardan, Piyasa Takas Fiyatı'na etki eden veya ilişkili veriler derlenerek, makine öğrenmesi yöntemleri ve zaman serisi kullanılarak tahminler yapılmıştır. Yapılan bu çalışmanın Türkiye'deki elektrik piyasasındaki oyunculara, yatırımcılara ve yüksek tüketimli tüketicilere katkı sağlanması amaçlanmıştır.

Bu süreçte benden desteğini esirgemeyen tez danışmanım Prof. Dr. Hüseyin KAYA'ya, jüri üyelerim Prof. Dr. Etem Hakan ERGEÇ, Doç. Dr. Dinçer DEDEOĞLU, Doç. Dr. Gökhan ÖVENÇ ve Doç. Dr. Sadettin Haluk ÇİTÇİ'ye, süreçteki destek, sabır ve anlayışlarından dolayı eşim Melda Merve ELİYATKIN ve çocuklarım Ömer Tarık ve Zehra Nil'e, beni yetiştirip bu günlere gelmeme vesile olan anne ve babama teşekkürlerimi sunarım.

ÖZET
GÜN ÖNCESİ PİYASALARINDA ELEKTRİK FİYATI TAHMİNİ:
TÜRKİYE ÖRNEĞİ

Salih Eliyatkin

Doktora Tezi, İktisat Anabilim Dalı, İktisat

Danışman: Prof. Dr. Hüseyin Kaya

Temmuz 2023. 112 Sayfa.

Hazırlanan bu tez çalışmasında, Türkiye’de Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.’nin işlettiği Gün Öncesi Piyasası’nda oluşan Piyasa Takas Fiyatı (PTF) değerlerini etkileyen değişkenler ve PTF’nin bu değerler ile ilişkisi belirlenmiştir. Elde edilen modellerle sonraki dönemler için PTF değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Elektrik fiyatı tahmininin gerçeğe yaklaşması hem yatırımcı tarafında hem de tüketicinin tüketimini planlaması için oldukça önemli bir konudur. Tez çalışmasında, farklı makine öğrenmesi yöntemleri ve zaman serisi kullanılarak; EPIAŞ, TEİAŞ, Dünya Bankası, TCMB vb. kurumlardan temin edilip derlenen dönemsel değerler ile PTF değeri tahmin edilmiş ve elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır. Türkiye’deki yenilenebilir santral yatırımlarının artması, nükleer santralin devreye alınacak olması ve depolamalı lisansların devreye girecek olması sebepleri ile önümüzdeki on yıl boyunca piyasada değişiklikler yaşanması beklenmektedir. Yapılan çalışmada elektrik fiyatını etkileyen değişkenler belirlenmiş, bu değerlerin ilgili dönemlerdeki değerleri bulunmuş ve sonrasında 2019 – 2022 dönemlerini kapsayan dört yıla ait PTF tahmini yapılmıştır. Dört farklı makine öğrenmesi ve bir adet zaman serisi algoritması kullanılmış olup, elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır. Lineer Regresyon, Yapay Sinir Ağları, SGD (Stochastic Gradient Descent), SVM (Support Vector Machine) ve ARIMA’dan faydalanılmıştır. Yapılan tahmin sürecinde kullanılan algoritmalarından farklı yıllarda farklı yöntemler başarılı olsa bile, piyasa fiyatlarındaki değişimin yüksek olduğu dönemlerde makine öğrenmesi yöntemleri, daha durağan olduğu dönemlerde ise zaman serisi tahmini daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Anahtar Kelimeler: Gün Öncesi Piyasası, Fiyat Tahmini, Makine Öğrenmesi, Zaman serisi, Lineer Regresyon, Yapay Sinir Ağları, SGD, SVM, ARIMA

ABSTRACT
ELECTRICITY PRICE FORECAST IN DAY-AHEAD MARKETS: THE
CASE OF TÜRKİYE

Eliyatkin, Salih

PhD Thesis, Department of Economics, Economics

Supervisor: Prof. Dr. Hüseyin Kaya

July 2023. 112 pages.

In this thesis study, the variables affecting the Day Ahead Market Electricity Price (PTF) values formed in the Day Ahead Market operated by Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. in Turkey and the relationship between PTF and these values were determined. With the models obtained, PTF value was tried to be estimated for the following periods. Approximation of the electricity price estimation to the reality is a very important issue for both the investor and the consumer to plan their consumption. In the thesis study, using different machine learning methods and time series; EPIAŞ, TEİAŞ, World Bank, CBRT etc. The periodic values obtained from the institutions and the PTF value were estimated and the results obtained were compared. Changes are expected in the market over the next ten years due to the increase in renewable power plant investments in Turkey, the commissioning of the nuclear power plant and the introduction of storage licenses. In the study, the variables affecting the electricity price were determined, the values of these values in the relevant periods were found, and then PTF estimates for four years covering the 2019-2022 periods were made. Four different machine learning and one time series algorithms were used and the results were compared. Linear Regression, Artificial Neural Networks, SGD (Stochastic Gradient Descent), SVM (Support Vector Machine) and ARIMA were used. Even if different methods were successful in different years than the algorithms used in the estimation process, machine learning methods gave more successful results in periods when the changes in market prices were high, and time series estimation in periods when it was more stable.

Keywords: Day Ahead Market, Price Forecast, Machine Learning, Time series, Linear Regression, Artificial Neural Networks, SGD, SVM, ARIMA

İçindekiler

Tablolar Listesi.....	vii
Şekiller Listesi.....	ix
Kısaltmalar:	xi
1. GİRİŞ	1
2. TÜRKİYE’DEKİ ELEKTRİK PİYASASI	4
2.1. Türkiye’deki Elektrik Piyasasında Faaliyet Gösteren Şirketler	6
2.1.1. Elektrik Üretim Şirketleri	6
2.1.2. Elektrik Dağıtım Şirketleri	7
2.1.3. Tedarik Şirketleri.....	13
2.1.4. Elektrik İletim Şirketi	13
2.1.5. Elektrik Piyasası Piyasa İşletim Şirketleri.....	14
2.2. Elektrik Fiyat Tahmininin Önemli Olduğu Gruplar.....	14
2.3. Dünyada ve Türkiye’de Elektrik Piyasalarının Gelişimi	16
2.4. Türkiye’de Gün Öncesi Piyasası Fiyatlarının Oluşum Mekanizması	18
2.5. Gün Öncesi Piyasasına İlişkin Bazı Veriler	19
2.5.1. Yıllık Ortalama Piyasa Takas Fiyatı (PTF)	19
2.5.2. Yıllık Eşleşme Miktarları	20
2.5.3. Gün Öncesi Piyasası Yıllık İşlem Hacmi	21
2.5.4. Kurulu Güç	21
2.5.5. 2022 Yılı Saatlik Bazda PTF Ortalamaları.....	22
2.6. Avrupa’da Gün Öncesi Piyasaları	23
2.7. Türkiye’deki Elektrik Piyasalarının Gelişim Perspektifi	25
2.8. Gün Öncesi Piyasasında Elektrik Fiyatının Oluşumu	27
2.9. Amaç	29
2.10. Önem	30
3. LİTERATÜR TARAMASI	34
4. GÜN ÖNCESİ PİYASASINDA ELEKTRİK FİYATI TAHMİNİ.....	40
4.1. Elektrik Fiyatlarını Etkileyen Faktörler	40
4.1.1. Elektrik Talebinin Değişimi	40
4.1.1.1. Günün Saatleri Arasındaki Tüketim Değişimi.....	41
4.2. Varsayımlar	44
4.3. Sınırlılıklar	45
5. YÖNTEM	47

5.1.	Doğrusal (Lineer) Regresyon.....	47
5.2.	Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine) (SVM)	49
5.3.	Neural Network (Yapay Sinir Ağları).....	50
5.4.	SGD (Stochastic Gradient Descent) (Olasılıksal Dereceli Azalma)	52
5.5.	ARIMA	52
6.	VERİ SETİ.....	54
6.1.	Veri Toplama Araçları	54
6.2.	Verilerin Toplanması	55
6.3.	Dönem	55
6.4.	Piyasa Takas Fiyatı (PTF) Aritmetik Ortalama	55
6.5.	Brent Petrol Fiyatı	56
6.6.	BOTAŞ Tarifesi	57
6.7.	Türkiye Brüt Elektrik Talebi Miktarı	58
6.8.	Tavan Fiyat.....	59
6.9.	Kurulu Güç.....	62
6.10.	Sıcaklık.....	63
6.11.	Doğalgaz Fiyatları	65
6.12.	Dolar Kuru.....	65
6.13.	Kömür Fiyatı	66
6.14.	Veri Setinin Özeti	67
7.	VERİLERİN ANALİZİ	71
7.1.	Veri Setinin Ön İncelemesi	71
7.2.	Araştırma Modeli	72
7.3.	Veri Setinin Makine Öğrenmesi Ve Zaman Serisi İle Analizi.....	73
7.3.1.	2019 Yılına İlişkin Verilerin Analizi.....	75
7.3.2.	2020 Yılına İlişkin Verilerin Analizi.....	77
7.3.3.	2021 Yılına İlişkin Verilerin Analizi.....	79
7.3.4.	2022 Yılına İlişkin Verilerin Analizi.....	81
7.4.	Tahmin Sonuçlarının Değerlendirme Ölçütleri.....	83
8.	AMPİRİK BULGULAR.....	87
8.1.	2019 Yılı İçin Bulgular	87
8.2.	2020 Yılı İçin Bulgular	88
8.3.	2021 Yılı İçin Bulgular	90
8.4.	2022 Yılı İçin Bulgular	91
8.5.	2019 - 2022 Yılı İçin Bulgular	93
9.	TARTIŞMA, SONUÇ ve ÖNERİLER.....	102

9.1. Tartışma.....	102
9.2. Sonuçlar.....	103
9.3. Öneriler	104
9.3.1. Araştırma Sonuçlarına Dayalı Öneriler	104
9.3.2. İleride Yapılabilecek Araştırmalara Yönelik Öneriler	105
Kaynakça.....	106
Özgeçmiş.....	113

Tablolar Listesi

Tablo 1. SKTT Limitleri ve KBK Değişimleri	5
Tablo 2. Lisans Sayısına Göre Tesis Türleri	7
Tablo 3. EPDK Tarafından Lisanslı Dağıtım Şirketleri ve Hizmet Verilen İller	8
Tablo 4. Özelleştirme Sonrası Unvanlar İle Özelleştirme İhalesi Bedelleri ve Devir Tarihleri (Ertılav & Aktel, 2015)	12
Tablo 5. 2022 Yılındaki Piyasa Hacimleri [MWh] (EPIAŞ, 2022)	17
Tablo 6. 2022 Yılı Kurulu Gücünün Kaynaklara Göre Dağılımı.....	22
Tablo 7. UEÇM'nin Yıllara Göre Değişimi	44
Tablo 8. Veri Setindeki Verilerin Temin Edildiği Kurumlar	54
Tablo 9. Veri Setindeki Değişkenlerin PTF ile Korelasyon Katsayıları	68
Tablo 10. Tavan Fiyat Değişkeninin İki Farklı Dönem İçin PTF ile Korelasyon Katsayıları	69
Tablo 11. Veri Setinden Bir Örneklem	70
Tablo 12. 2019 Yılı Öncesi Verilerle Eğitilmiş Modelin Test Sonuçları	87
Tablo 13. Gerçek PTF Değeri ve Modellerin 2019 Yılı Tahmin Sonuçları	87
Tablo 14. 2020 Yılı Öncesi Verilerle Eğitilmiş Modelin Test Sonuçları	88
Tablo 15. Gerçek PTF Değeri ve Modellerin 2020 Yılı Tahmin Sonuçları	89
Tablo 16. 2021 Yılı Öncesi Verilerle Eğitilmiş Modelin Test Sonuçları	90
Tablo 17. Gerçek PTF Değeri ve Modellerin 2021 Yılı Tahmin Sonuçları	90
Tablo 18. 2022 Yılı Öncesi Verilerle Eğitilmiş Modelin Test Sonuçları	91
Tablo 19. Gerçek PTF Değeri ve Modellerin 2022 Yılı Tahmin Sonuçları	92
Tablo 20. R-Kare Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu	93
Tablo 21. Tahmin Sonuçlarının Dört Yıllık MSE Değeri.....	93
Tablo 22. MSE Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu.....	94
Tablo 23. Tahmin Sonuçlarının Dört Yıllık RMSE Değeri	94
Tablo 24. MSE Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu.....	95
Tablo 25. Tahmin Sonuçlarının Dört Yıllık MAE Değeri	95
Tablo 26. MAE Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu	96
Tablo 27. Tahmin Sonuçlarının Dört Yıllık MAPE Değeri.....	96
Tablo 28. MAPE Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu	96

Tablo 29. RKare, MSE, RMSE be MAPE için Ortak Sonuçlar.....	97
Tablo 30. PTF Değerinin Yıllara Göre Aritmetik Ortalaması	98
Tablo 31. İlgili Dönemlerdeki RMSE Değerlerinin PTF Değerlerine Bölümünün Sonuçları	98
Tablo 32. İlgili Dönemlerdeki MAE Değerlerinin PTF Değerlerine Bölümünün Sonuçları	98
Tablo 33. RMSE/PTF Aritmetik Ortalama Değerinin Metotlara Göre Sıralaması....	99
Tablo 34. MAE/PTF Aritmetik Ortalama Değerinin Metotlara Göre Sıralaması.....	99
Tablo 35. Oransal hataların kıyas tablosu	100
Tablo 36. Tüm Çalışmanın MAPE Sonuçları	101

Şekiller Listesi

Şekil 1. Türkiye'deki Elektrik Dağıtım Şirketlerinin Hizmet Verdiği İller.....	10
Şekil 2. Üretim, Dağıtım, İletim ve Tüketim Akış Şeması	11
Şekil 3. 2012 – 2022 Yılı Arası Ortalama PTF Değerleri ve Dolar Kuru Grafiği (EPIAŞ, 2022).....	20
Şekil 4. 2012 – 2022 Yılı Eşleşme Miktarları [TWh].....	20
Şekil 5. 2012 – 2022 Yılları GÖP İşlem Hacimleri [Milyar ₺].....	21
Şekil 6. Türkiye Kurulu Güç Miktarının Yıllara Göre Değişimi	22
Şekil 7. 2022 Yılı Saatlik PTF Ortalaması.....	23
Şekil 8. 2022 Yılı Orta – Batı Avrupa ve EPIAŞ Gün Öncesi Piyasası Fiyatları	24
Şekil 9. 2022 Yılı Doğu Avrupa ve EPIAŞ Gün Öncesi Piyasası Fiyatları.....	24
Şekil 10. 27 Eylül 2022, saat: 6:00’a İlişkin GÖP Arz – Talep Grafiği	27
Şekil 11. 30 Mart 2022, saat: 19:00’a İlişkin GÖP Arz – Talep Grafiği	28
Şekil 12. 3 Nisan 2022, saat: 9:00’a İlişkin GÖP Arz – Talep Grafiği	29
Şekil 13. PTF Türkiye Ağırlıklı Birim Fiyat ve YEKDEM Maliyetlerinin Toplamı ile Orta Gerilim Ticarethane Tek Terimli Tarife Kıyaslaması.....	33
Şekil 14. 5 – 11 Eylül 2022 UEÇM Saatlik Verileri.....	42
Şekil 15. 1-30 Eylül 2022 UEÇM Günlük Verileri	42
Şekil 16. 2015 - 2021 Aylık Toplam UEÇM Verileri	43
Şekil 17. 2013 – 2021 Yıllık Toplam UEÇM Verileri.....	44
Şekil 18. PTF’nin Dönemlere Göre Değişimi.....	56
Şekil 19. Brent Petrol Fiyatının Dönemlere Göre Değişimi	57
Şekil 20. Brent Petrol Fiyatının Dönemlere Göre Değişimi	58
Şekil 21. Türkiye Brüt Elektrik Talebi’nin Dönemlere Göre Değişimi.....	59
Şekil 22. Tavan Fiyatın Dönemlere Göre Değişimi.....	60
Şekil 23. İlgili Dönemdeki En Yüksek PTF’nin Dönemlere Göre Değişimi.....	61
Şekil 24. İlgili Dönemdeki En Yüksek PTF ve Tavan Fiyatın Grafiği.....	61
Şekil 25. Kurulu Gücün Kaynaklara Göre Değişimi	63
Şekil 26. 2021 Yılı Ani Puant Değerleri	64
Şekil 27. Türkiye Sıcaklık Ortalamasının Aylara Göre Değişimi (MGM, 2023).....	64
Şekil 28. Farklı Bölgelerdeki Doğalgaz Fiyatlarının Aylara Göre Değişimi.....	65

Şekil 29. Dolar Kurunun Aylara Göre Değişimi.....	66
Şekil 30. Güney Afrika Kömürü Fiyatının Aylara Göre Değişimi	67
Şekil 31. Yüksek Korelasyonlu Değişkenlerin PTF ile Değişimi.....	71
Şekil 32. Yüksek Korelasyonlu Değişkenlerin PTF ile Değişimi [Ocak 2020 – Aralık 2022]	72
Şekil 33. Orange 3.34.0 Programı ile 2019 Yılı Tahmin Şeması.....	75
Şekil 34. Orange 3.34.0 Programı ile 2020 Yılı Tahmin Şeması.....	77
Şekil 35. Orange 3.34.0 Programı ile 2021 Yılı Tahmin Şeması.....	79
Şekil 36. Orange 3.34.0 Programı ile 2022 Yılı Tahmin Şeması.....	81
Şekil 37. 2019 Yılına İlişkin Gerçek ve Tahmini PTF Değerleri	88
Şekil 38. 2020 Yılına İlişkin Gerçek ve Tahmini PTF Değerleri	89
Şekil 39. 2021 Yılına İlişkin Gerçek ve Tahmini PTF Değerleri	91
Şekil 40. 2022 Yılına İlişkin Gerçek ve Tahmini PTF Değerleri	92

Kısaltmalar:

AE : Mutlak Hata

APX: Hollanda Elektrik Piyasası

AR : Otoregresif Süreç

ARIMA : Bütünleşik Hareketli Otoregresif Süreç

ARMA : Hareketli Otoregresif Süreç

AŞ : Anonim Şirket

BOTAŞ: Türkiye’de Doğalgaz Ticareti ve Taşımacılığı Yapan Şirket

BPX: Belçika Elektrik Piyasası

COVID-19 : Koronavirüs Hastalığı 2019

CROPEX: Hırvatistan Elektrik Piyasası

DGP: Dengeleme Güç Piyasası

DUY : Dengeleme ve Uzlaştırma Yönetmeliği

DVR: Destek Vektör Regresyon

EKK: En Küçük Kareler

EPDK : Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu

EPEX FR: Fransa Elektrik Piyasası

EPIAŞ : Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.

EXAA AT: Avusturya Elektrik Piyasası

GARCH : Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans

GDP: Gayri Safi Yurt İçi Hasıla

GİP : Gün İçi Piyasası

GME: İtalya Elektrik Piyasası

GÖP : Gün Öncesi Piyasası

GSMH: Gayrisafi Milli Hasıla

GSYH: Gayrisafi Yurt İçi Hasıla

GWh : Giga Watt/Saat

HDI: İnsani Gelişim Endeksini

HUPX: Macaristan Elektrik Piyasası

I: Fark Alma Derecesi

IBEX: Bulgaristan Elektrik Piyasası

KBK: EPDK - Kurulun Belirlediği Katsayı
KDV: Katma Değer Vergisi
KİT: Kamu İktisadi Teşebbüsü
kV: Kilovolt
kWh : Kilo Watt/Saat
LASSO: Küçük Mutlak Büzülme ve Seçim Operatörü
LNG: Sıvılaştırılmış Doğalgaz
LSTM: Uzun-Kısa Dönem Hafıza
MA: Hareketli Ortalama
MAE : Ortalama Mutlak Hata
MAPE: Ortalama Mutlak Yüzde Hata
MGM: Meteoroloji Genel Müdürlüğü
MSE: Ortalama Kare Hatası
MW : Mega Watt
MWh : Mega Watt/Saat
MYTM : Milli Yük Tevzi Merkezi
N2EX: İngiltere Elektrik Piyasası
NGS : Nükleer Güç Santrali
Nord Pool: 16 Avrupa Ülkesinin Yer Aldığı Elektrik Piyasası
Omel Es: İspanya Elektrik Piyasası
Omel Pt: Portekiz Elektrik Piyasası
OPCOM: Romanya Elektrik Piyasası
OSB: Organize Sanayi Bölgesi
OTE CZ: Çek Cumhuriyeti Elektrik Piyasası
PMUM : Piyasa Mali Uzlaştırma Merkezi
Polpx: Polonya Elektrik Piyasası
PTF : Piyasa Takas Fiyatı
R2: R-Kare
RF: Rastgele Karar Ormanları
RMSE : Ortalama Karekök Sapması
SEEPEx: Sırbistan Elektrik Piyasası
SGD: Stochastic Gradient Descent

SGÖF : Sistem Gün Öncesi Fiyatı
SKTT: Son Kaynak Tedarik Tarifesi
SMF : Sistem Marjinal Fiyatı
SVM: Support Vector Machine
Swissix: İsviçre Elektrik Piyasası
TCMB: Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası
TEİAŞ : Türkiye Elektrik İletim A.Ş.
TL: Türk Lirası
TWh: Tera Watt/Saat
UEÇM: Uzlaşmaya Esas Çekiş Miktarı
UEVM: Uzlaşmaya Esas Veriş Miktarı
USD: Amerikan Doları
VIF: Variance Inflation Factors
VIOP: Vadeli İşlem Opsiyon Piyasası
YEKDEM: Yenilenebilir Enerji Kaynaklarını Destekleme Mekanizması
YSA : Yapay Sinir Ağları
YTBS: Yük Tevzi Bilgi Sistemi

GÜN ÖNCESİ PİYASALARINDA ELEKTRİK FİYATI TAHMİNİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

1. GİRİŞ

Elektriğin insanlar için bir zorunluluk haline gelmesi ve vazgeçilemez olmasının yanında; elektriğin üretimi, iletimi ve dağıtımı için yapılan yatırımlar ciddi seviyede artmıştır. TEİAŞ verilerine göre 2012 yılının sonunda 57.054,9 MW olan kurulu güç, 10 yıl sonra yani 2022 yılının sonunda %82 civarında artış göstererek 103.809,3 MW seviyesine ulaşmıştır (TEİAŞ, Kurulu Güç Raporu, Aralık 2022). Karşılıklı olarak artan elektriğin arz ve talebi, gelişen bir piyasa oluşmasını ve sektördeki oyuncu sayısının artmasını tetiklemiştir.

Günümüzde neredeyse tüm sanayi kuruluşları, ticarethaneler, meskenler veya aklımıza gelecek olan birçok yerde elektrik enerjisi tüketimi kaçınılmazdır. Tüketiciler elektriğe ulaşmak arzusundadır. Yatırımcılar ise santraller, dağıtım hatları vb. yatırımlar ile tüketicinin elektrik ihtiyacının karşılanmasında rol oynamaktadırlar. Yatırımcılar belirli bir sermaye ile yatırım maliyetleri, operasyon giderleri ve varsa hammadde maliyetlerini karşılamak, hatta şirketlerinin ve yatırımlarının devamı için kâr etme amacını taşırlar.

Elektrik fiyatları sanayi üreticisinin, hizmet üreticisinin ve konut tüketicinin maliyet kalemi olduğundan ülkenin hem harcama hem de enflasyon kaleminde önemli bir etki oluşturmaktadır. Ülkemizin elektrik üretim kapasitesinin kendi elektrik üretimini karşılayacak düzeyde olmasına rağmen, 2022 yılı verilerine göre ülkemizde ürettiğimiz elektriğin %40¹'tan fazlası ithal kaynaklardan üretilmektedir. Elektriğin direkt olarak olmasa da dolaylı olarak ithal ediyor olunmasından dolayı, ithal edilen elektrik veya elektrik üretiminde kullanılan ithal kaynaklar ülkemizdeki cari açığı artırmaktadır.

2022 yılı verilerine göre Türkiye'deki elektrik üretim oranları aşağıdaki gibidir.²

- Doğalgaz %22
- Hidroelektrik %20
- İthal Kömür %19
- Yerli Kömür %14

¹ TEİAŞ YTBS (Yük Tevzi Bilgi Sistemi) Verilerinden derlenmiştir.

² TEİAŞ YTBS (Yük Tevzi Bilgi Sistemi) Verilerinden derlenmiştir.

- Rüzgâr %11
- Güneş %5
- Diğer Yenilenebilir Kaynaklar %6
- Diğer Kaynaklar %3

Türkiye’de ise elektrik piyasalarında düzenleme 2000’li yılların henüz başlarında gerçekleşmeye başlamıştır. 2013 yılında Enerji Piyasaları İşletim Anonim Şirketi (EPIAŞ)’nin kurulmasıyla serbestleşme anlamında önemli bir adım atılmıştır. 2000’li yılların başlarında Türkiye’de elektrik piyasaları düzenlenmeye başlamış ve TEİAŞ’a bağlı olan Piyasa Mali Uzlaştırma Merkezi (PMUM) tarafından işletilen Türkiye’deki elektrik piyasası, 2013 yılında EPIAŞ’ın kurulması ile EPIAŞ tarafından işletilmeye başlanmıştır (Demirezen, Türkiye’de Gün Öncesi Piyasası İçin Elektrik Fiyatlarının Tahmini, 2020, s. 2-20).

Elektrik fiyatı tahmininin doğru yapılması, elektrik üretim santrali yatırımcısından, bu santrale yatırım yapan finans kuruluşuna, elektrik tüketerek üretim yapan bir sanayi kuruluşundan, işletme sahiplerine birçok kişi için önem taşımaktadır. Örneğin 2022 yılında gün öncesi piyasasında oluşan PTF değeri 2021 yılındaki fiyatların yaklaşık beş katına çıkmıştır. Bu artış önceden tahminlenebilse idi, öncesinde çok daha fazla yatırımcı tarafından santral kurulabilir veya birçok işletme ise maliyet hesabı ve bütçeleme yaparken bunları dikkate alabilirdi.

Elektrik fiyatının tahmininde saatlik verileri kullanarak, kısa vadeli saatlik fiyat tahmini, tek veya çift değişken ile aylık fiyat tahmini vb. çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmada ise EPIAŞ’ın işlettiği Gün Öncesi Piyasası’nda oluşan Piyasa Takas Fiyatı (PTF)’ni etkileyebilecek değişkenler kullanılarak, farklı yöntemler ile sonuçlar elde edilmiştir.

Türkiye’de gün öncesi piyasasında elektrik fiyatları EPIAŞ (Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.) tarafından yönetilen bir mekanizma ile belirlenmektedir. Bu sisteme dâhil olan üretim ve tüketim birimleri tarafından, Gün Öncesi Piyasası sistemine, bir gün öncesinden ertesi gün için öngördükleri tüketim ve üretim miktarları girilir. Üreticiler tarafından satmak istedikleri miktar karşılığında bir fiyat girilirken, tüketiciler yani

tedarikçiler gibi alım yönlü ihtiyaç duyan piyasa katılımcıları tarafından ise almak istedikleri miktar için ödemek istedikleri miktar sisteme girilmektedir. Arz ve talebin kesiştiği noktada o saat için fiyat belirlenir. Her günün her saati için ayrı bir fiyatın oluştuğu, oluşan fiyatların dağıtım şirketleri ve tedarik şirketleri için maliyetini belirlediği bu piyasa, son kullanıcıların yani sanayi, ticarethane ve mesken abonelerinin fiyatlarına direkt veya dolaylı olarak etki etmektedir (EPDK, 2023).

Dünyada elektrik enerjisi ticaretinin döndüğü piyasalar oldukça değişkenlik göstermektedir. Bu değişkenliğin başlıca sebepleri, elektriğin farklı kaynaklardan üretiliyor olması, arz ve talebin sürekli değişiyor olması gibi sebeplerdir. Fiyatın oldukça değişken olması, fiyat tahminini zorlaştırmaktadır. Etkin bir tahminde bulunulması, sektörün içerisinde yer alan yatırım, üretim, ticaret vb. tarafların kararlarının daha sağlıklı olmasını sağlayacaktır. Günümüzde Türkiye’de Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. tarafından yönetilen Gün Öncesi Piyasası (GÖP), Gün İçi Piyasası (GİP), Dengeleme Güç Piyasası (DGP) ve Vadeli Elektrik Piyasası (VEP) olmak üzere dört piyasa bulunmaktadır. Temel olarak elektrik fiyatları gün öncesi piyasasında oluşmakta olup, arz ve talebin kesişmesine dayanan bu piyasanın dinamiklerinin incelenmesi, hangi değişkenlerin fiyat değişimine etkisinin olduğunun belirlenmesi ve gelecekteki fiyat tahminleri için makine öğrenmesi ve zaman serisi modelleri ile bir tahmin metodolojisinin oluşturulması amaçlanmıştır. Yapılan çalışmanın sonunda elde edilen sonuçlar ayrı ayrı kıyaslanarak, modellerin başarıları test edilmiştir.

Birçok literatür çalışmasında değişkenlerin bazılarının sabit alındığı kısa dönemli fiyat tahmini yolu incelenmiştir. Elektrik fiyatını etkileyen değişkenlerin neler olduğu tespit edilerek, bu değişkenler ile makine öğrenmesi ve zaman serisi modelleri kurulan bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Yapılan bu çalışmada 2012 – 2022 yıllarına ait 11 yıllık veri seti ile 2019, 2020, 2021 ve 2022 yıllarına fiyat tahminleri gerçekleştirilmiştir. Yaptığımız çalışmada EPIAŞ, TEİAŞ, Dünya Bankası vb. kurumlardan temin edilen veriler ile oluşturulan veri setinin elektrik fiyatı ve diğer değişkenlerin ilişkisine bakılmıştır. Akabinde bu veri setleri ile ilgili yılların PTF tahminleri, makine öğrenmesi ve zaman serisi kullanılarak yapılmış, elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır.

2. TÜRKİYE'DEKİ ELEKTRİK PİYASASI

Türkiye’de elektrik piyasasındaki temel oyuncular üretim, iletim, dağıtım ve tedarik şirketleridir. Düzenleme ise EPDK (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu) tarafından oluşturulan kanunlar, yönetmelikler, kurul kararları vb. ile yapılmaktadır.

Elektrik, üretim santralleri tarafından üretilen elektrik iletim veya dağıtım hatları ile şebekeye verilir. Şebekedeki elektrik ise, üretim merkezlerinden tüketim birimlerine elektriğin taşınmasını sağlar. Elektrik iletimi, iletim hatları ve trafo merkezleri ile gerçekleşir. İletim hatları sayesinde uzak mesafelere daha az kayıp ile elektrik iletilmektedir. Elektrik iletim hattı seviyeleri 154 kV, 220 kV, 400 kV ve 500 kV olmak üzere farklı seviyelerde olabilmektedir. Dağıtım merkezlerine ulaşan elektrik enerjisi, gerilimleri düşürülerek, dağıtım hatları ile tüketim birimlerine iletilmektedir. Sistem temel olarak Şekil 2’de gösterilmiştir. Tüm bu sistemin içerisinde tüketicilere elektrik enerjisini sağlama görevi ise elektrik tedarik şirketlerininidir. EPIAŞ ise elektrik üreticileri ve tedarikçilerinin bulunduğu piyasanın işletilmesi görevini üstlenmiştir. Bazı OSB’ler, demir çelik fabrikaları gibi tüketimi yüksek olan bazı tüketiciler ile kurulu gücü yüksek bazı elektrik üreticilerinin direkt iletim hattına bağlandığını, bu üretici ve tüketicilerin ise dağıtım şirketleri olmadan, iletim hatları ile elektrik enerjisi ürettiğini veya tükettiğini söylemek mümkündür.

Piyasadaki faaliyetlerin düzenli yürütülmesi, enerjide arz güvenliğinin sağlanması, stratejilerin belirlenmesi, üreticilerin, tüketicilerin ve tedarikçilerin korunması ve denetlenmesi gibi amaçlara da hizmet eden Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (EPDK) ile enerji kaynaklarını ve doğal kaynakları verimli ve çevre dostu bir yaklaşımla değerlendirerek ülke refahına en üst düzeyde katkı sağlamak amacıyla hizmet gösteren T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı piyasada düzenleyici ve denetleyici kurumlar olarak faaliyet göstermektedir.

Türkiye'nin Elektrik Piyasası serbestleşme sürecinin ilk adımları 1984 yılında atılmış ve 2001'de Elektrik Piyasası Kanunu'nun yayınlanması ve Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (EPDK) kurulmasıyla daha da aktif hale gelmiştir. İlk dönemlerinde, özellikle

devletin dikey yapıya sahip enerji şirketi (TEK) ayrıştırılarak, Yap-İşlet-Devret (YİD) ve Yap-İşlet (Yİ) gibi "Tek-Alıcılı Piyasa" modelleri kullanılarak yapılan yatırımlar ve özelleştirmeler sayesinde, organize toptan satış piyasalarının oluşturulmuş ve rekabetçi perakende sektörünün açılmasıyla hem yerel hem de uluslararası yatırımcıların Türkiye pazarına ilgisi artmış ve yatırımlar artmıştır. Özellikle 2008-2013 döneminde gerçekleştirilen "Dağıtım Sektörü" özelleştirmeleri sayesinde Türkiye Elektrik Piyasası Değer Zinciri 2015 yılında tamamen özel sektöre devredilerek, piyasanın serbestleşme yolculuğunda önemli bir kilometre taşı haline gelmiştir. Bu dönemde 2003 yılında belirlenen serbest tüketici limiti kademeli olarak düşürülerek 2018 yılında 2.000 kWh/yıl olarak belirlenmiştir. Bu sayede perakende satış sektörünün önü açılmış ve yaklaşık olarak piyasadaki açıklık oranı %95 seviyelerine gelmiştir. 1 Nisan 2018'de uygulanmaya başlanan "Son Kaynak Tedarik Tarifesi", toptan ve perakende piyasalarda daha sağlıklı fiyat oluşumuna büyük katkı sağlayacağı düşünülmektedir (TPEG, 2018).

Son kaynak tedarik tarifesi için EPDK'nın belirlediği katsayı, KBK (Kurulun Belirlediği Katsayı) olarak tanımlanmaktadır. Hem bu katsayıda, hem de son kaynak tedarik tarifesi limitlerinde dönem dönem değişimler olmuştur.

Tablo 1. SKTT Limitleri ve KBK Değişimleri³

SKTT Yüksek Tüketimli Tüketici İçin Limiti [kWh]				
Tarih	Ticarethane ve Sanayi	Tarımsal Sulama	Mesken	KBK
1.04.2018	50.000.000	50.000.000	50.000.000	12,80%
1.01.2019	10.000.000	10.000.000	10.000.000	9,38%
1.01.2020	7.000.000	10.000.000	50.000.000	9,38%
1.01.2022	3.000.000	7.000.000	50.000.000	9,38%
1.07.2022	1.000.000	7.000.000	50.000.000	9,38%
1.08.2022	1.000.000	100.000.000	100.000.000	9,38%
1.01.2023	1.000.000	100.000.000	100.000.000	9,38%

Elektrik pazarındaki düzenlemeler Amerika Birleşik Devletleri'nin haricinde zamanda gelişmekte olan ülkeleri de etkilemiştir. Türkiye'de ise serbestleşme süreçleri 20.02.2001'de kabul edilen 4628 sayılı "Elektrik Piyasası Kanunu" ile başlamıştır.

³ <https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/3-0-1-3/elektriktarifeler> "Son Kaynak Tedarik Tarifesi" adresindeki verilerden derlenmiştir.

Kanunun ilk maddesi elektrik arzının daimî, yeterli olması, düşük maliyetli, çevreci ve kaliteli olmasıdır. Ayrıca bu kanunda güçlü bir elektrik piyasası oluşumu ile oluşan piyasanın şeffaf ve kararlı bir yapıda olması da belirtilmiştir (Türkmen, 2014).

Mevzuat değişiklikleri ve özelleştirmelerden sonra, Türkiye’de üretilen elektriğin bir kısmı, dağıtım, ticaret ve perakende satış hizmetleri özel sektör tarafından gerçekleştirilmektedir. Elektrik, üreticiler tarafından üretildikten sonra şebekeye verilir. Dağıtım şirketleri ise elektriğin orta veya düşük gerilim seviyelerinde aktarımını sağlamaktadırlar. Elektrik tedarik şirketleri ise hizmet ve fiyat anlamında daha başarılı ürünler sunmaya çalışmaktadırlar. Perakende satış şirketleri, elektriğin faturalama ve son tüketiciye satış kısmından sorumludurlar. Gün Öncesi Piyasası’nda piyasa katılımcıları ilgili teslim gününden bir gün önce teklif girmektedirler. Talebe bağlı olarak oluşan fiyat mekanizması sayesinde, talimat alan santrallerin elektrik üretmesi ile elektrik talebi karşılanmaktadır (Adalı, 2015).

Elektrik enerjisi üretimi, kinetik enerjinin elektromekanik santrallerle elektrik enerjisine dönüştürülmesiyle gerçekleşir. Dünya genelinde termal, hidroelektrik, nükleer, güneş ve rüzgâr gibi kaynakları kullanan enerji santralleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Alternatif kaynaklara dayalı enerji üretiminde çevresel etkiler daha düşüktür. Oluşan elektrik enerjisi, karmaşık iletim hatları vasıtasıyla yük merkezlerine taşınır. Sonrasında dağıtım hatları ile son kullanıcılara iletilir. İletim sırasında enerji kayıpları olur, bu da üretim ve tüketim merkezleri arasındaki fiziksel mesafenin etkisine bağlı olarak değişkenlik göstermektedir (Şenocak, Elektrik Piyasası Takas Fiyatı Ağırlıklı Ortalamasının ANFIS ve Yapay Sinir Ağları İle Tahmini, 2018).

2.1. Türkiye’deki Elektrik Piyasasında Faaliyet Gösteren Şirketler

2.1.1. Elektrik Üretim Şirketleri

Türkiye’de elektrik üretimi lisans tipine göre lisanslı veya lisanssız olarak yapılabilmektedir. EPDK verilerine göre 2023 yılında 1890⁴ adet elektrik üretim

⁴ <https://lisans.epdk.gov.tr/epvys-web/faces/pages/lisans/elektrikUretim/elektrikUretimOzetSorgula.xhtml>

lisansı bulunmaktadır. Lisans sayılarını tesis türüne göre sınıflandırdığımızda en çok lisansın 783 adetle hidroelektrik santrallerde olduğunu görmekteyiz.

Tablo 2. Lisans Sayısına Göre Tesis Türleri

Tesis Türü	Lisans Sayısı
Hidroelektrik	783
Rüzgâr	289
Biyokütle	345
Güneş	241
Termik	167
Jeotermal	65
TOPLAM	1890

Santrallerin üretime katkısında ise santrallerin faaliyette olduğu süre, santral verimliliği, santrallerin kurulu gücü gibi değişkenler bulunmaktadır. Tesislerin işletmedeki kapasitelerindeki değişkenlik sebebi ile net olarak bir veri paylaşmak mümkün olmasa bile, mevcut lisanslı santrallerin yaklaşık %45'i termik, %35'i hidroelektrik kalan %20'si ise diğer kaynaklardan oluşmaktadır.

Türkiye, Avrupa ve çevresindeki diğer ülkelerle kıyaslandığında büyük bir hidroelektrik potansiyeli barındırmaktadır. Devlet Su İşleri (DSİ) tarafından hazırlanan raporlara göre, Türkiye'nin teknik olarak 216.000 GWh hidroelektrik enerji üretme potansiyeli bulunmaktadır ve bu potansiyelin şu ana kadar yalnızca yaklaşık %33'ü kullanılmıştır (Çetinkaya, 2014).

2.1.2. Elektrik Dağıtım Şirketleri

Elektrik dağıtım şirketleri, genel olarak elektrik enerjisini tüketiciye ulaştıran şirketlerdir. Dağıtım şirketleri sorumluluk sahalarındaki enerji nakil hatlarının bakımından sorumludur. Türkiye'de faaliyet gösteren 21 adet lisanslı elektrik dağıtım şirketi bulunmaktadır. Her bir dağıtım şirketi bir veya birden fazla ilin tamamına hizmet vermektedir. Sadece İstanbul'un Anadolu ve Avrupa yakaları için faaliyet gösteren iki farklı dağıtım şirketi bulunmaktadır.

Piyasanın serbestleşme ve rekabetçi bir yapıya doğru ilerleme amacıyla, temel altyapı hizmetlerini sağlayan elektrik dağıtım şirketleri, tüm tedarikçilere eşit uzaklıkta bulunma ve veri paylaşımındaki engelleri aşma noktasında hayati bir rol oynamaktadır. Bu bağlamda, 2015 yılında, 21 dağıtım şirketi tamamen özelleştirilerek, özel sektörün elektrik piyasasındaki görevleri ve sorumluluk alanları genişletilmiştir. Bu ilerlemenin ardından, aynı çatı altında bulunan dağıtım ve görevli tedarik şirketleri, hukuki ayrıştırma süreçleriyle farklı hukuki varlıklar altında operasyonlarını sürdürmeye başlamışlardır (TPEG, 2018).

Enerji Bakanlığı'nın Strateji Belgesi, 21 farklı dağıtım bölgesinin tanımlanması, bu bölgelerin kurumsal bir yapıya kavuşturulması ve lisanslarının düzenlenmesi, her dağıtım bölgesini kapsayan performans kriterlerinin belirlenmesi ve enerji kayıplarının hesaplanması, yük ve tarife mekanizmalarının planlanması, fiyat dengeleme mekanizmasının oluşturulması, dağıtım şirketlerinin özelleştirme ihale sürecinde; kamuya ait hidroelektrik üretim santrallerinin saptanması, özelleştirilecek üretim tesislerinin seçimi, gruplandırılması ve kurumsallaştırılması, lisans belgelerinin verilmesi, elektrik piyasası yönetim sisteminin kurulması ve üretim tesislerinin özelleştirme aşamasının uygulanmasını içeren bir planı ifade etmektedir (Özgür, 2021).

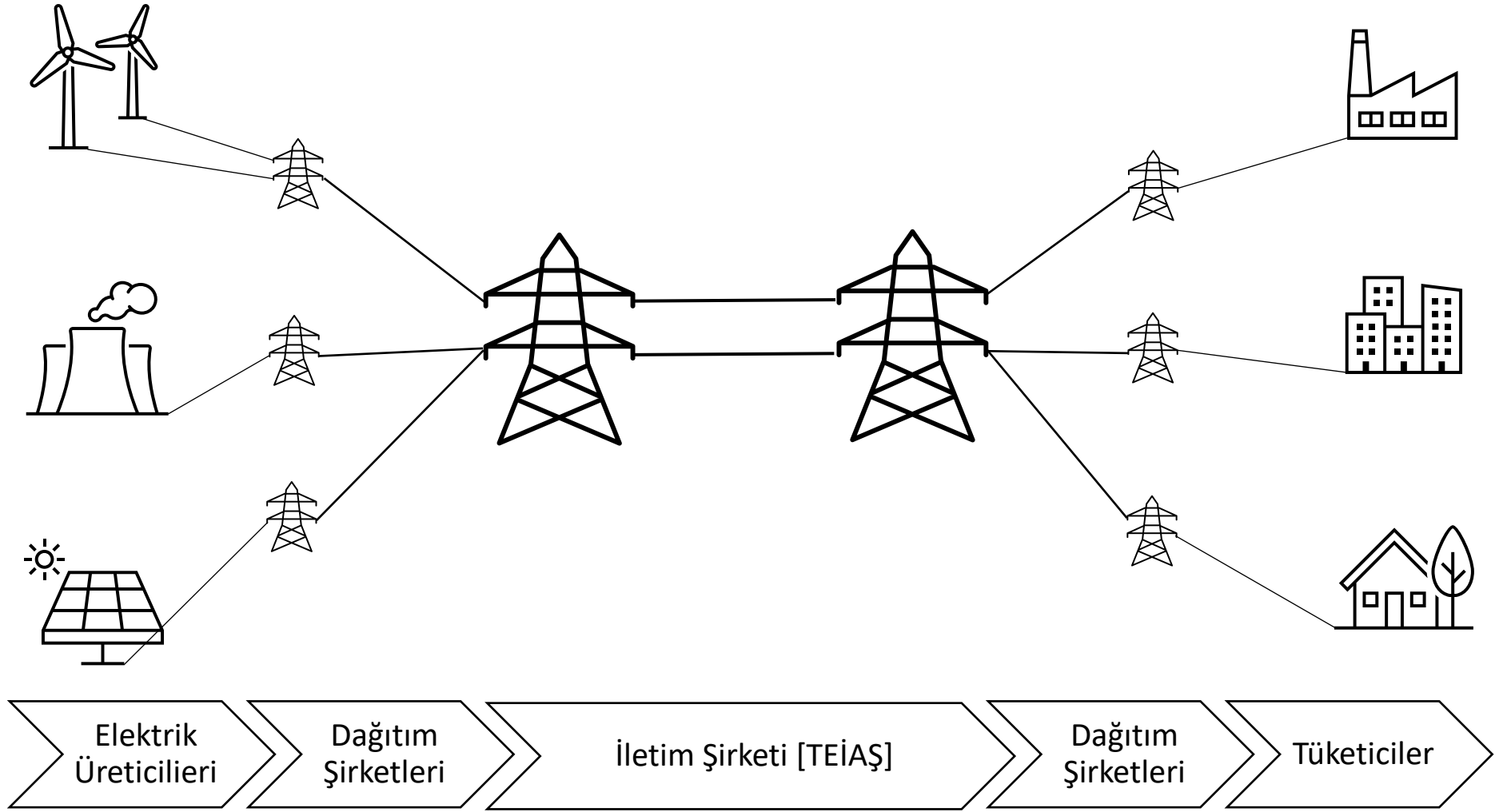
Tablo 3. EPDK Tarafından Lisanslı Dağıtım Şirketleri ve Hizmet Verilen İller⁵

Unvan	Hizmet Verilen İller
Adm Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Aydın, Denizli, Muğla
Akdeniz Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Antalya, Burdur, Isparta
Akedaş Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Adıyaman, Kahramanmaraş
Aras Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Ağrı, Ardahan, Bayburt, Erzincan, Erzurum, Iğdır, Kars
Başkent Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Ankara, Bartın, Çankırı, Karabük, Kastamonu, Kırıkkale, Zonguldak
Boğaziçi Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	İstanbul Avrupa Yakası
Çamlıbel Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Sivas, Tokat, Yozgat
Çoruh Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Artvin, Giresun, Gümüşhane, Rize, Trabzon
Dicle Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Batman, Diyarbakır, Mardin, Siirt, Şanlıurfa, Şırnak
Fırat Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Bingöl, Elâzığ, Malatya, Tunceli
Gdz Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	İzmir, Manisa
İstanbul Anadolu Yakası Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	İstanbul Anadolu Yakası

⁵ <https://lisans.epdk.gov.tr/epvys-web/faces/pages/lisans/elektrikDagitim/elektrikDagitimOzetSorgula.xhtml>

Kayseri ve Cıvarı Elektrik Türk Anonim Şirketi	Kayseri
Meram Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Aksaray, Karaman, Kırşehir, Konya, Nevşehir, Niğde
Osmangazi Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Afyonkarahisar, Bilecik, Eskişehir, Kütahya, Uşak
Sakarya Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Bolu, Düzce, Kocaeli, Sakarya
Toroslar Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Adana, Gaziantep, Hatay, Kilis, Mersin, Osmaniye
Trakya Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Edirne, Kırklareli, Tekirdağ
Uludağ Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Balıkesir, Bursa, Çanakkale, Yalova
Vangölü Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Bitlis, Hakkari, Muş, Van
Yeşilırmak Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	Amasya, Çorum, Ordu, Samsun, Sinop





Şekil 2. Üretim, Dağıtım, İletim ve Tüketim Akış Şeması

Türkiye’de hem üretim hem de dağıtım varlıklarının daha verimli kullanılması, arz güvenliğinin sağlanması, kayıp kaçak oranlarının düşürülmesi, yeni yatırımlarda devlet bütçesinin kullanılmaması, rekabet oluşturarak tüketiciye fayda sağlanması gibi amaçlarla elektrik dağıtım şirketleri özelleştirilmiştir. Son özelleştirmenin tarihi olan 30 Eylül 2013 tarihinde, tüm dağıtım şirketlerinin özelleştirme süreci tamamlanmıştır. Bu sayede devlet işletmeci görevini bırakarak, denetleyici konumda yer almıştır. Özelleştirmeden sonra bazı şirketlerin unvanlarında değişimler olmuştur. Dağıtım şirketlerinin güncel unvanları ile oluşturulan Tablo 4’te özelleştirme sürecindeki ihale bedelleri ve devir tarihleri yer almaktadır. 1985 ile 2014 yılları arasındaki özelleştirme süreçleri incelendiğinde Türkiye’deki toplam özelleştirme geliri 59,3 milyar dolar iken, TEDAŞ özelleştirmelerinden elde edilen gelir ise 12,9 milyar dolardır. Bu da bu süreçteki özelleştirmelerin toplam gelirinin %22’sine denk gelmektedir. (Ertılav & Aktel, 2015)

Tablo 4. Özelleştirme Sonrası Unvanlar İle Özelleştirme İhalesi Bedelleri ve Devir Tarihleri (Ertılav & Aktel, 2015)

Elektrik Dağıtım Şirketi	İhale Tutarı (\$)	Devir Tarihi
Adm Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	110.000.000	17.07.2008
Akdeniz Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	546.000.000	28.05.2013
Akedaş Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	60.000.000	23.06.2000
Aras Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	128.500.000	28.06.2013
Başkent Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	1.225.000.000	28.01.2009
Boğaziçi Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	1.960.000.000	28.05.2013
Çamlıbel Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	258.500.000	31.08.2010
Çoruh Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	227.000.000	30.09.2010
Dicle Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	387.000.000	28.06.2013
Fırat Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	230.250.000	31.12.2010
Gdz Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	1.231.000.000	29.05.2013
İstanbul Anadolu Yakası Elektrik Dağıtım A.Ş.	1.227.000.000	01.09.2013
Meram Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	440.000.000	30.10.2009
Osmangazi Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	485.000.000	31.05.2010
Sakarya Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	600.000.000	11.02.2009
Toroslar Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	1.725.000.000	01.09.2013
Trakya Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	575.000.000	30.12.2011
Uludağ Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	940.000.000	31.08.2010
Vangölü Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	118.000.000	01.09.2013
Yeşilırmak Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi	441.500.000	29.12.2010
TOPLAM	12.914.750.000	

2.1.3. Tedarik Şirketleri

Türkiye’de faaliyet gösteren tedarik şirketlerini ikiye ayırmak mümkündür. Tedarik lisansı numarası “GTL” ile başlayan tedarik şirketlerinin sayısı 21 adettir. Bu lisansa sahip firmalar, dağıtım bölgelerindeki illerde bulunan Görevli Tedarik Şirketleri’dir. Bu şirketlerin görev ve sorumlulukları ilgili mevzuatlarda detaylı olarak belirtilmiştir. Güncel verilere göre, lisans numaraları ETS harfleri ile başlayan ve görevli tedarik şirketlerinin haricinde faaliyet gösteren 289⁶ adet elektrik tedarik lisansı bulunmaktadır.

Elektrik tedarik şirketleri, son tüketicilere elektrik tedarikini sağlayan, faturalandırma ve tahsilat süreçlerini ile tüketici (müşteri hizmetleri) faaliyetlerini yürüten şirketlerdir. Rekabetçi olan elektrik piyasasında faaliyet gösteren elektrik tedarik şirketleri, tüketicilere çeşitli seçenekler sunarak enerji ihtiyaçlarını karşılamalarını sağlarlar. Bu şirketler, enerji piyasasının rekabetçi yapısında önemli bir rol oynar ve tüketicilere daha iyi hizmet ve çeşitli seçenekler sunabilmektelerdir.

2.1.4. Elektrik İletim Şirketi

Türkiye’de elektrik iletim faaliyeti TEİAŞ (Türkiye Elektrik İletim A.Ş.) tarafından yapılmaktadır. Eİ/101-26/024⁷ numaralı lisansla faaliyet gösteren kurum, Türkiye’de EDPK tarafından verilen elektrik iletimi lisansına sahip tek kurumdur. Üretilen elektriğin, dağıtım şirketlerine ve az sayıda bulunan iletim seviyesinden bağlı elektrik tüketicilerine iletilmesini sağlayan şirkettir.

⁶ <https://lisans.epdk.gov.tr/epvys-web/faces/pages/lisans/elektrikTedarik/elektrikTedarikOzetSorgula.xhtml>

⁷ <https://lisans.epdk.gov.tr/epvys-web/faces/pages/lisans/elektrikIletim/elektrikIletimOzetSorgula.xhtml>

2.1.5. Elektrik Piyasası Piyasa İşletim Şirketleri

Elektrik piyasasında, piyasa işletim lisansına sahip olan iki şirket bulunmaktadır. Bunlar Türkiye Elektrik İletim A.Ş. (TEİAŞ) ve Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ)'tır.⁸

Önceden TEİAŞ'ın altında, Piyasa Mali Uzlaştırma Merkezi (PMUM) adı altında faaliyet gösteren Türkiye'deki elektrik piyasası, Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.'nin kurulması ile EPIAŞ bünyesinde faaliyet göstermeye başlamıştır.

2.2. Elektrik Fiyat Tahmininin Önemli Olduğu Gruplar

Elektrik fiyatı tahmini, birçok piyasa oyuncusu için önemlidir. Elektrik fiyatının tahmini, farklı gruplar için farklı sebeplerden dolayı önem taşımaktadır.

- Elektrik Üretim Şirketleri: Elektrik üreticileri, elektrik fiyatlarını doğru bir şekilde tahmin ederek, üretim ve satış planını daha sağlıklı yapabilecektir. Buna bağlı olarak, üretim kapasiteleri ayarlanabilir, üretim için gerekli kaynaklar tedarik edilebilir, hatta üretilecek elektriğin hangi saatte üretileceği bile belirlenebilecektir. Doğru fiyat tahmini bu şirketlerin kârlılığına olumlu seviyede etki edecektir.
- Elektrik Tedarik Şirketleri: Elektrik fiyatlarının doğru tahmin edilmesi hem alış hem de satış yönünde işlemler yapan tedarik şirketleri için önemli bir işlemdir. Alım yönündeki işlemlerde doğru kararları verebilmek, satış yönündeki işlemlerde ise doğru fiyatlardan satış yapabilmek, tedarik şirketleri açısından oldukça önemlidir.
- Tüketiciler: Tüketiciler için enerji maliyetlerinin belirlenmesi, bütçe planlarının yapılması, enerji girdi maliyetlerinin tahmini ve buna bağlı olarak elektrik tüketilerek elde edilen ürün veya hizmetlerin katma değerinin

⁸ <https://lisans.epdk.gov.tr/epvys-web/faces/pages/lisans/elektrikPiyasaIsletim/elektrikPiyasaIsletimOzetSorgula.xhtml>

belirlenmesi açısından önemlidir. Elektrik fiyatlarına bağılı olarak büyük tesislerde bakım zamanlarının ayarlanması, mesai kavramlarının düzenlenmesi ile elektrik giderleri azaltılabilmektedir.

- Yatırımcılar ve Finansal Kuruluşlar: Elektrik fiyatlarının doğru tahmini ise yatırımcılar açısından önemlidir. Yapılan yatırımın kârlılığı, geri dönüş süresi gibi konuların hesaplanmasında, üretim projeksiyonlarının yanında, elektrik fiyatlarının hangi seviyelere geleceğı de önem taşımaktadır. Ayrıca finansal kuruluşlar, üretim yatırımları için yaptıkları kredi veya finansman kullandırımında, tesislerin gelir hesabında elektrik fiyat tahminlerine ihtiyaç duymaktadırlar.
- Enerji Politikaları ve Planlama: Enerjide arz güvenliğı, enerji politikasında önemli bir yere sahiptir. Bu sebeple uygulanan ve sonrası için belirlenecek politikalar ile hem üreticinin hem de tüketicinin talepleri ile dengeli bir piyasa sağlanmalıdır. Bu sebeple fiyat tahminleri enerjinin planlaması ve bu alanda uygulanacak politikaların belirlenmesinde önemlidir.

Sonuç olarak, elektrik fiyatlarının tahmini, elektrik üretim şirketleri, tedarik şirketleri, tüketiciler, yatırımcılar ve finansal kuruluşlar ile politika yapıcılar ve planlayıcılar açısından oldukça önemlidir.

2.3. Dünyada ve Türkiye’de Elektrik Piyasalarının Gelişimi

1980’li yıllara kadar, dünya genelinde elektrik piyasası genellikle doğal bir tekel olarak kabul ediliyor ve dikey bütünleşik sistemler benimseniyordu. Ancak teknolojik ilerlemeler, talep artışı ve elektrik piyasalarının serbest rekabete açıldığı ülkelerin deneyimleri sonucunda, elektrik piyasalarında tekel piyasalardan serbest piyasalara doğru bir geçiş süreci başlamıştır. Şili, elektrik sektöründe serbestleşmeyi başlatan ilk ülke olmuş ve ardından İngiltere, Norveç, Arjantin, ABD gibi birçok ülkede serbestleşme süreci devam etmiştir (Çelikkol & Köse, 2015).

40 seneden biraz fazla geçmişi olan elektrik ticareti piyasasının 1980’lerde serbestleşmesi ile rekabetçi bir elektrik piyasası oluşmaya başlamıştır. Serbestleşme süreçleri öncelikle Şili, İngiltere, Avustralya, Yeni Zelanda ve Baltık ülkelerinde gerçekleşmiştir (Demirezen & Çetin, Rassal Orman Regresyonu ve Destek Vektör Regresyonu İle Piyasa Takas Fiyatının Tahmini, 2021). Türkiye’de ise 2001 yılında 4628 sayılı kanun ile yürürlüğe giren serbestleşme süreci, zaman içerisinde farklı kanunlar ile sürekli güncellenerek günümüze kadar gelmiştir (Demirezen, Türkiye’de Gün Öncesi Piyasası İçin Elektrik Fiyatlarının Tahmini, 2020). Daha öncesinde TEİAŞ’a bağlı PMUM (Piyasa Mali Uzlaştırma Merkezi) bünyesinde yürütülen piyasa işlemleri, 18 Mart 2015 tarihinde kurulan EPIAŞ (Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.) bünyesine geçmiş olup; enerji alış ve satışının mevzuata uygun, şeffaf bir şekilde yürütülmesi ve referans fiyat oluşturulması amaçlanmıştır.

Türkiye’de işletilen dört temel piyasa bulunmaktadır. Bunlar;

- Gün Öncesi Piyasası,
- Dengeleme Güç Piyasası,
- Güç İçi Piyasası,
- Vadeli Elektrik Piyasası’dır.

Gün Öncesi Piyasası’nda piyasa katılımcıları almak veya satmak istedikleri fiyat ve miktar bilgilerini işlem gününden bir gün önce sisteme girerler ve buna bağlı olarak arz ve talebin kesiştiği noktada fiyat oluşur. Gün içi piyasası ise, aynı günün içinde işlem yapma imkânı sunan bir piyasadır. Dengeleme Güç Piyasası ise, Gün Öncesi ve

Gün İçi Piyasası'ndaki işlemlerdeki tahmini değerler ile gerçek değerler arasındaki farkın dengelenmesi amacıyla işletilen bir piyasadır. Vadeli Elektrik Piyasası ise vadeli elektrik kontratlarının işleminin yapıldığı bir piyasadır.

4628 Sayılı Elektrik Piyasası Kanunu ile, Türkiye Elektrik Piyasası'nda TEAŞ'ın yerine EÜAŞ, TEİAŞ ve TETAŞ geçmiş ve elektrik ticareti, arz güvenliği odaklı bir sistemde ikili anlaşmalarla yürütölmeye başlamıştır. Günümüzde, ikili anlaşmaların gün öncesi piyasasında referans fiyat oluşturma konusundaki rolü hala büyük bir öneme sahiptir. Bu tür anlaşmalar, piyasa yapısına göre fiyat/miktar riskine karşı koruma ve uzun vadeli arz güvenliğini önemsemektedir. Bu bağlamda, arz ve talebin dengelemesi için, ticaretin uzun dönem tahminlere dayandığı ve fiyat dalgalanmasının düşük olduğu bir piyasa yapısı şekillenmelidir. Bu durumda, taraflar arasındaki yatırım stratejileri ile arz ve talep ilişkisiyle ilgili uzun vadeli tahmin yöntemlerinin büyük bir önemi bulunmaktadır (Biçen, Elektrik Enerji Piyasasında Arz-Talep Dengesi ve Fiyat Etkileşimi, 2016).

Tablo 5. 2022 Yılındaki Piyasa Hacimleri [MWh] (EPİAŞ, 2022)

Ay	Toplam İkili Anlaşma	GÖP Eşleşme Miktarı	GİP Eşleşme Miktarı	DGP Miktarı	VEP Eşleşme Miktarı	Toplam Piyasa Miktarı
Ocak	25.373.720	16.888.664	1.760.206	1.757.691	50.964	45.831.245
Şubat	19.620.070	13.377.859	1.413.474	1.118.905	48.912	35.579.220
Mart	25.870.407	13.138.255	2.016.256	2.045.026	58.404	43.128.348
Nisan	21.347.653	15.779.882	1.589.673	1.161.383	56.520	39.935.111
Mayıs	20.925.267	16.248.160	1.418.465	1.160.763	56.964	39.809.619
Haziran	21.362.285	16.433.228	1.492.141	913.394	54.360	40.255.408
Temmuz	22.094.750	15.473.847	1.521.900	839.038	50.964	39.980.499
Ağustos	26.130.394	15.706.752	1.290.037	1.106.662	50.964	44.284.809
Eylöl	23.003.357	14.040.859	1.195.942	753.959	49.320	39.043.437
Ekim	21.718.566	13.707.313	1.281.807	747.688	50.964	37.506.338
Kasım	19.313.920	13.502.408	1.231.621	760.115	49.320	34.857.384
Aralık	17.626.076	15.132.069	1.383.796	859.635	50.964	35.052.540
TOPLAM	264.386.465	179.429.296	17.595.318	13.224.260	628.620	475.263.959
Oran	55,6%	37,8%	3,7%	2,8%	0,1%	100,0%

EPİAŞ'ın 2022 yılında yayınladığı özet bilgiler raporundaki veriler Tablo 3'te paylaşılmıştır. İkili anlaşmalar belirtilen dört adet piyasanın dışında kalan ve iki firma

arasında yapılan anlaşmaları içermektedir. 2022 yılında ikili anlaşmalar toplam piyasa hacminin %55,6'sını oluşturmuştur. Kalan %44,4'lük kısım ise EPIAŞ'ın işlettiği dört piyasada yer almaktadır. Gün Öncesi Piyasası bu piyasalar içerisinde en yüksek paya sahip olan piyasadır. Bu sebeple bu piyasada oluşan ve elektrik tedarik şirketleri için ana maliyet kalemini oluşturan Piyasa Takas Fiyatı (PTF) değeri önemlidir. Bu fiyatın önceden tahmin edilmesi de piyasa oyuncuları ve tüketiciler için önemli bir veridir.

Elektrik ticareti, ikili anlaşmalar, gün öncesi ve gün içi ticaret şekilleriyle icra edilmektedir. İkili anlaşmaların uzun vadeli olması, zaman zaman olumlu veya olumsuz dengesizliklere yol açabilmektedir. Bu ise fazla veya az elektrik arzını beraberinde getirebilir. Bu dengesizlikler, önceden planlanan ve gün içi piyasalarda çözülmeye çalışılmaktadır. Gün öncesi piyasasında, katılımcılar bir gün öncesinden her saat için alış veya satış teklifleri sunmaktadır. Piyasa yapımcılar ise teklifleri bir optimizasyon algoritmasıyla eşleştirmektedir. Teklif verilen her saat için ayrı bir elektrik fiyatı belirlenmektedir. Ancak, dengesizliğe düşen katılımcılar için gün içi piyasası da kullanılabilir. Bu piyasa, işlemlerin anlık olarak sürekli gerçekleştirilebildiği bir yapıya sahiptir ve aynı saat için farklı fiyatlar oluşabilmektedir. Teklifler, teslimattan bir saat öncesine kadar kısa bir süre içinde sunulabilir. Bu yapı sayesinde gün içi piyasası, katılımcılara önemli bir imkân ve hareket kabiliyeti sunmaktadır (Gündüz, Ugurlu, & Öksüz, 2021).

Bu dört piyasanın haricinde kalan, ancak EPIAŞ tarafından işletilmeyen bir ürün ise VİOP (Vadeli İşlem ve Opsiyon Piyasası)'taki elektrik kontratlarıdır.

2.4. Türkiye'de Gün Öncesi Piyasası Fiyatlarının Oluşum Mekanizması

Türkiye'de elektrik fiyatlarının esas belirleyicisi olan Gün Öncesi Piyasası'dır. Dünya'da da birçok ülkede yürürlükte olan gün öncesi piyasası (day-ahead market) o ülkelerdeki fiyat oluşumunda önemli belirleyicisi konumundadır. Türkiye'deki Gün Öncesi Piyasası'nda fiyat oluşumu arz ve talebin bir gün önceden sistem işletmecisi (günümüzde bu görev EPIAŞ tarafından üstlenilmektedir) tarafından dengelenmesi esası ile fiyat belirlenmesi yapılmaktadır.

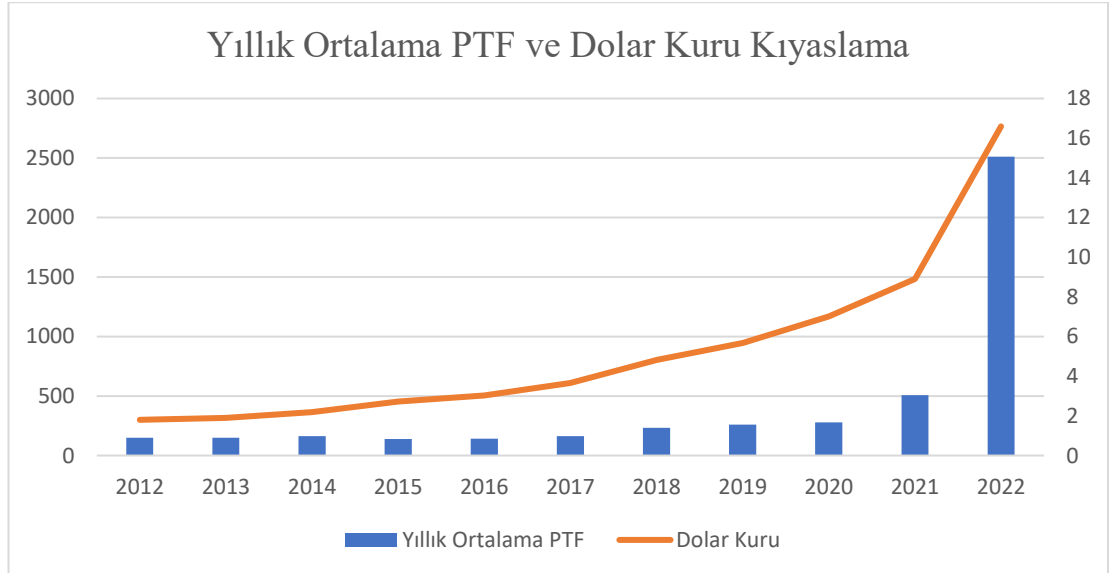
EPİAŞ'ın hâlihazırda kullandığı Yeni Gün Öncesi Piyasası yerli yazılım ile 1 Haziran 2016'da devreye alınmıştır. Bu yazılımda ihtiyaç duydukça geliştirmeler yapılmaktadır. Arz ve talebin kesiştiği noktada fiyat oluştuğu için hem üretici hem de tüketici fazlası oluşmaktadır. Ancak hem tedarik hem de üretim tarafında bazı kısıtlamalar olabilmektedir. Örneğin bir kömür veya doğalgaz santrali devreye alındığında en az 4 saat faaliyet göstermek ister. Bu sebeple “blok teklifler” diye adlandırılan birkaç saat peş peşe üretimi hedefleyen teklif tipleri geliştirilmiştir. Gün öncesi piyasasının ikinci fazı ise 1 Eylül 2019 tarihinde kullanılmaya başlanmıştır.

2.5. Gün Öncesi Piyasasına İlişkin Bazı Veriler

Gün öncesi piyasasında oluşan veriler, bazı ilişkileri kurmada yardımcı olmaktadır. Örneğin 2022 yılındaki dramatik fiyat artışının kaynağının bulunması, gece fiyatlarının ise gündüz fiyatlarından düşük olması vb. sorgulamaların sonuçları, çalışmamızda bizlere yol göstermiştir.

2.5.1. Yıllık Ortalama Piyasa Takas Fiyatı (PTF)

EPİAŞ'ın yayınladığı (EPİAŞ, 2022)'ye göre piyasa takas fiyatının 10 yıllık değişimi aşağıdaki grafikte gösterilmiştir.

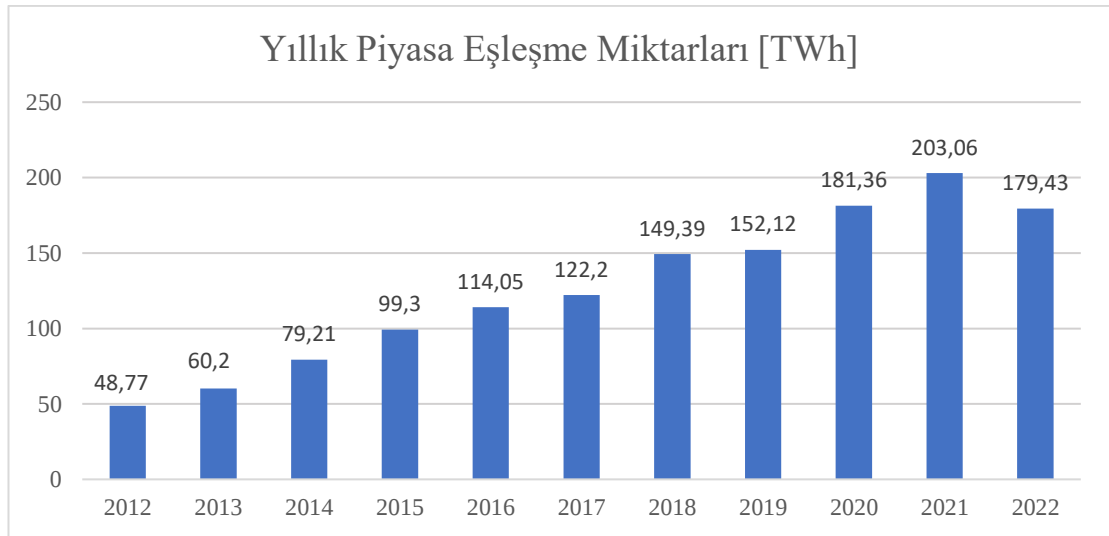


Şekil 3. 2012 – 2022 Yılı Arası Ortalama PTF Değerleri ve Dolar Kuru Grafiği (EPİAŞ, 2022)⁹

Bu grafikte dolar kuru ile PTF arasında pozitif bir korelasyon olduğu gözlemlenmektedir. Şekilde bulunan on bir yıllık süre boyunca genel olarak artışların birbiri ile ilişki içerisinde olduğu gözlemlenmektedir.

2.5.2. Yıllık Eşleşme Miktarları

Yıllık eşleşme miktarları piyasadaki hacmin eğilimi hakkında bilgi vermektedir. Piyasadaki hacim artarken, arz yani elektrik üretiminin artması gerekmektedir. Tüketim arttıkça, üretim artmaz ise elektrik enerjisi arzının yeterli gelmemesi sorunu ile karşılaşılması durumu söz konusu olacaktır. Bu sebeple arz ve talebin yani üretim ve tüketim hacimlerinin dengeli artması halinde, diğer değişkenleri hariç tuttuğumuzda bir anormallik beklenmez iken, arzın çok artması fiyat düşüşüne, talebin çok artması ise fiyat artışına sebep olabilecektir.



Şekil 4. 2012 – 2022 Yılı Eşleşme Miktarları [TWh]¹⁰

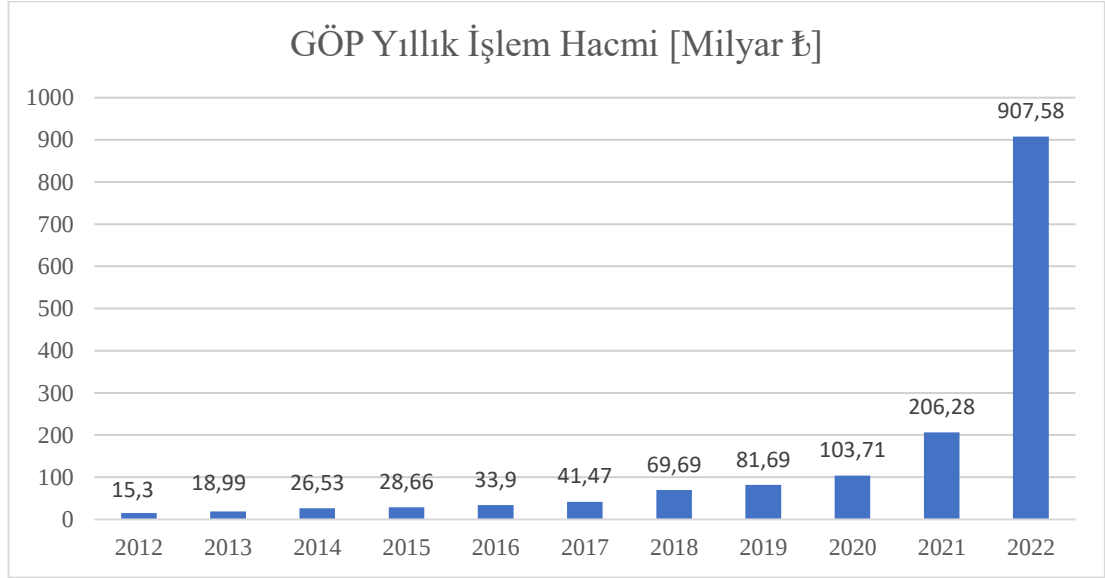
2012-2021 yıllarına ait Gün Öncesi Piyasası eşleşme miktarı her yıl artış göstermektedir. 2022 yılında ise bu süre zarfında ilk kez düşüş göstermiştir.

⁹ EPİAŞ, Elektrik Piyasası Özet Bilgiler Raporu 2022, s.8 ve https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?/evds/serieMarket/#collapse_7 üzerinden elde edilen veriler derlenmiştir.

¹⁰ EPİAŞ, Elektrik Piyasası Özet Bilgiler Raporu 2022, s.11

2.5.3. Gün Öncesi Piyasası Yıllık İşlem Hacmi

Gün öncesi piyasasında oluşan fiyatlar ve miktarlara bağlı olarak, piyasadaki hacim de önemli bir bilgi niteliğindedir. 2022 yılında eşleşme miktarının %11,63 düşmesine rağmen, işlem hacmi %340 oranında artmıştır. Bunun sebebi ise PTF'nin yaklaşık olarak beş katına çıkmasıdır.



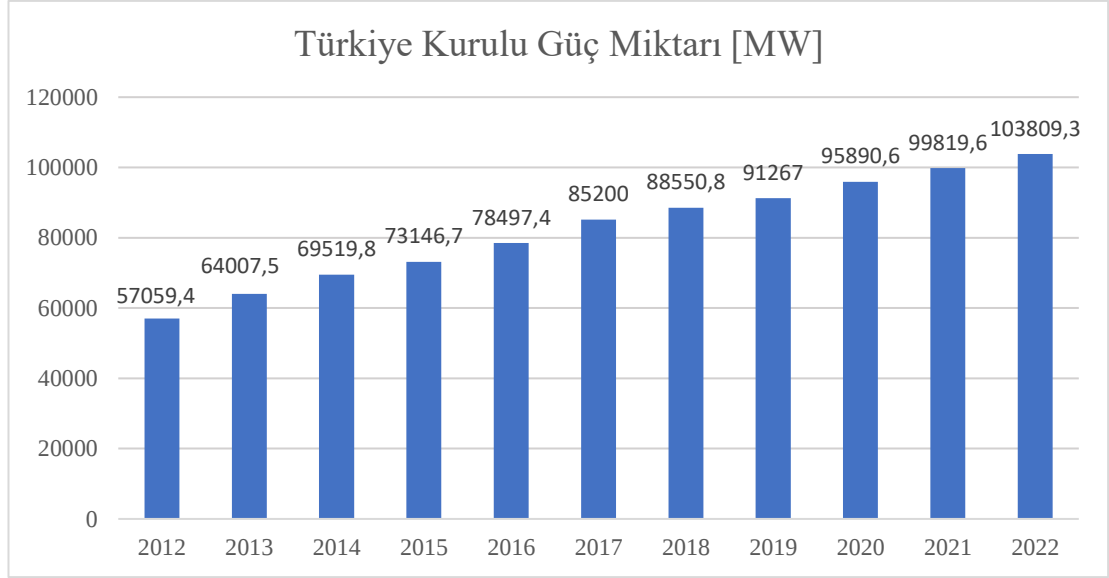
Şekil 5. 2012 – 2022 Yılları GÖP İşlem Hacimleri [Milyar ₺]¹¹

2.5.4. Kurulu Güç

TEİAŞ verilerine göre 2022 yılının sonunda Türkiye'nin kurulu gücü 103.809,30 MW'ye ulaşmıştır.¹²

¹¹ EPİAŞ, Elektrik Piyasası Özet Bilgiler Raporu 2022, s.17

¹² TEİAŞ - Yük Tevzi Dairesi Başkanlığı - Kurulu Güç Raporu-Aralık 2022



Şekil 6. Türkiye Kurulu Güç Miktarının Yıllara Göre Değişimi¹³

2022 yılının sonunda ulaşılmış olan 103.809,30 MW'lik kurulu gücün ise birincil kaynaklara göre dağılımı aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 6. 2022 Yılı Kurulu Gücünün Kaynaklara Göre Dağılımı¹⁴

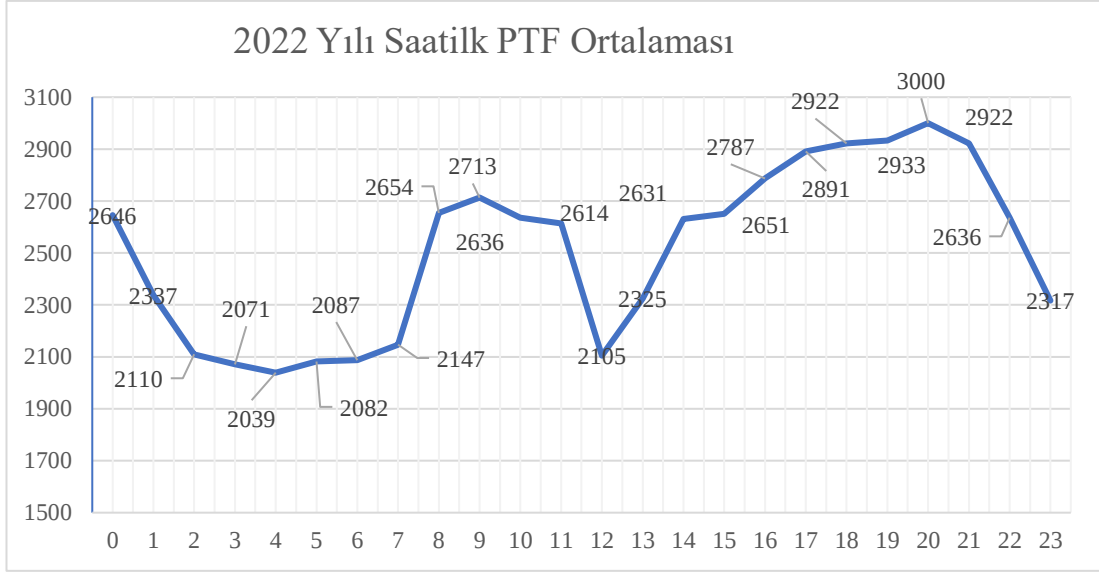
Birincil Kaynak	Kurulu Güç	Oranı
Doğalgaz	25.345,30	24,40%
Barajlı	23.275,20	22,40%
Rüzgâr	11.396,20	11,00%
İthal Kömür	10.373,80	10,00%
Linyit	10.191,50	9,80%
Güneş	9.425,40	9,10%
Akarsu	8.296,30	8,00%
Diğer	5.505,50	5,30%
Toplam	103.809,20	100%

2.5.5. 2022 Yılı Saatlik Bazda PTF Ortalamaları

2022 yılında saatlik PTF değerlerinin ortalamasına göre elde edilen sonuç Şekil 2’de belirtilmiştir. Grafikten de gözlemleneceği üzere PTF değeri gece 00:00 itibarıyla düşmüş, sabah 7’den sonra artarak, öğle arasına denk gelen 12 – 13 arası tekrar düşmüş ve saat 20:00 – 21:00 arasında gün içindeki en yüksek değerlerini almıştır.

¹³ TEİAŞ - Yük Tevzi Dairesi Başkanlığı - Kurulu Güç Raporu-Aralık 2022

¹⁴ TEİAŞ - Yük Tevzi Dairesi Başkanlığı - Kurulu Güç Raporu-Aralık 2022

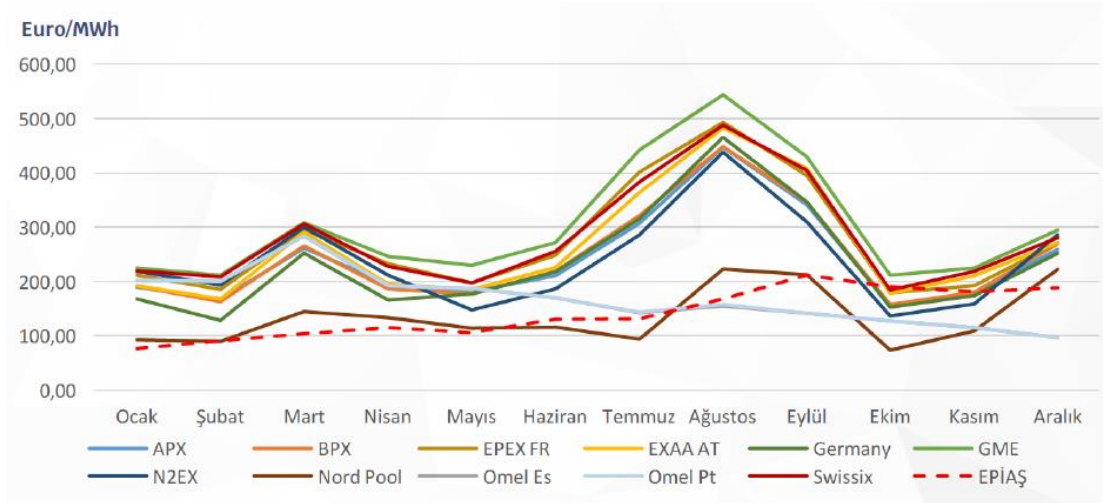


Şekil 7. 2022 Yılı Saatlik PTF Ortalaması¹⁵

2.6. Avrupa’da Gün Öncesi Piyasaları

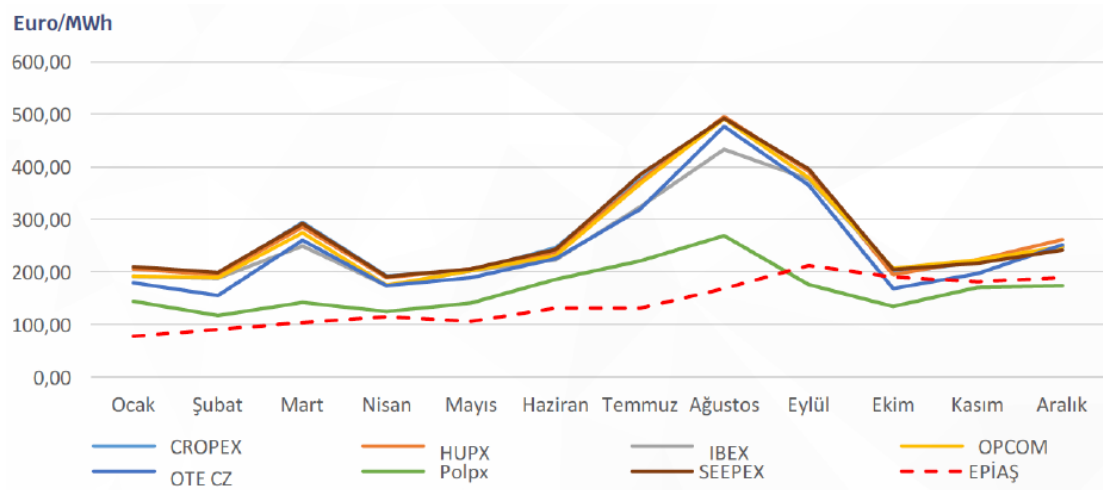
Avrupa’da da farklı gün öncesi piyasaları bulunmaktadır. Temel olarak piyasaların çoğundaki yapı aynıdır. Avrupa’da yer alan bazı piyasaların isimleri ise yanında ait olduğu ülkenin ismi parantez içinde gösterilerek sıralanmıştır. APX (Hollanda), BPX (Belçika), EPEX FR (Fransa), EXAA AT (Avusturya), Germany (Almanya), GME (İtalya), N2EX (İtalya), Nord Pool (16 Avrupa Ülkesinin Yer Aldığı Elektrik Piyasası), Omel Es (İspanya), Omel Pt (Portekiz), Swissix (İsviçre), CROPEX (Hırvatistan), HUPX (Macaristan), IBEX (Bulgaristan), OPCOM (Romanya), OTE CZ (Çek Cumhuriyeti), Polpx (Polonya), SEEPEX (Sırbistan)’dır.

¹⁵ EPİAŞ, Elektrik Piyasası Özet Bilgiler Raporu 2022, s.11



Şekil 8. 2022 Yılı Orta – Batı Avrupa ve EPIAŞ Gün Öncesi Piyasası Fiyatları¹⁶

Bu piyasaları incelediğimizde genel olarak piyasalarda oluşan elektrik fiyatlarındaki artış ve azalışların birbiri ile ilişkili olduğu yorumunu yapabiliriz. Haziran – Temmuz ayları gibi başlayan fiyat yükselişi, tüm ülkelerde aynı eğilimi göstermektedir. Bu da bizlere fiyat değişiminin hava sıcaklığı, ülkenin talebi, ülkedeki arz miktarı gibi ülkesel değişkenlerin haricinde küresel bir değişkenin de ülkelerdeki gün öncesi piyasası elektrik fiyatlarına etki ettiğini göstermektedir.



Şekil 9. 2022 Yılı Doğu Avrupa ve EPIAŞ Gün Öncesi Piyasası Fiyatları¹⁷

¹⁶ EPIAŞ , Elektrik Piyasası Özet Bilgiler Raporu 2022, s.19

¹⁷ EPIAŞ , Elektrik Piyasası Özet Bilgiler Raporu 2022, s.20

Elektrik santralleri, kaynak türüne göre sınıflandırılmaktadır. Santrallerden bazıları ise kömür veya doğalgaz gibi kaynaklardan elektrik üretmektedir. Bu kaynakların fiyatlarındaki artışlar, santrallerin üretim maliyetinin artmasına sebep olmaktadır. Küresel bazda enerji ile ilişkilendirebileceğimiz değişkenler petrol, doğalgaz ve kömür fiyatlarıdır. Çalışmamızda petrol, doğalgaz ve kömür fiyatlarının gün öncesi piyasasında oluşan elektrik fiyatlarına nasıl etki ettiği de incelenerek, elektrik fiyatları ile olan ilişkisi tespit edilecektir.

2.7. Türkiye’deki Elektrik Piyasalarının Gelişim Perspektifi

Türkiye’deki elektrik tüketiminin artışı ve oluşan talebin karşılanması amacıyla, talep artışı ile ilişkili olarak elektrik üretim santrali yatırımları yapılmaktadır. 2012 yılının sonunda 57.059,4 MW olan Türkiye’deki kurulu güç, 10 sene içerisinde %82 oranında artmış ve 103.809,3 MW’a ulaşmıştır (TEİAŞ, Kurulu Güç Raporu, Aralık 2022) .

EPDK’nın 12 Mayıs 2019 tarihinde yayınladığı “Elektrik Piyasasında Lisanssız Elektrik Üretim Yönetmeliği” birçok elektrik tüketicisinin kendi tükettiği elektriği üretmesini ve fazla üretimin ise şebekeye verilerek gelir elde edilmesini sağlayan bir yönetmeliktir. Bu sayede elektriğin üretildiği yerde tüketilmesi, elektriğin arz güvenliğinin sağlanması, şebeke kayıplarının azaltılması, kaynakların etkin kullanılması ve küçük ölçekli santral yatırımlarının yapılması amaçlanmıştır (EPDK, Elektrik Piyasasında Lisanssız Elektrik Üretim Yönetmeliği, 2019). Bu yönetmeliğin yürürlüğe girmesi ile lisans almadan yenilenebilir kaynaklardan, öz tüketimi karşılama amacıyla santrallerin kurulmasının önü açılmıştır.

24 Şubat 2022 tarihli Resmî Gazete’de yayınlanarak yürürlüğe giren “Yatırımlarda Devlet Yardımları Hakkında Kararda Değişiklik Yapılmasına Dair Karar” ile yenilenebilir kaynakları kullanarak santral yatırımı yapmak isteyen yatırımcılar için KDV istisnası, vergi indirimi, sigorta primi desteği vb. teşvikler getirilmiştir.

Yukarıdaki mevzuat değişiklikleri, elektrik tüketicisine verilen haklar ve imkânlar ise sektöre olan yatırımları hızlandırmıştır.

Önceki kısımlarda elektriğin fiyatının arz ve talebe bağlı olarak değiştiğini, genellikle talebin düşük olduğu zamanlarda elektrik fiyatının düştüğünü, yüksek olduğu zamanlarda ise PTF'nin yükseldiği belirtilmişti. EPDK'nın 9 Mayıs 2021 tarihli “Elektrik Piyasasında Depolama Faaliyetleri Yönetmeliği” ile elektrik depolama tesislerinin kurulumu ve bunların elektrik piyasası faaliyetlerinde kullanılmasına ilişkin usul ve esaslar belirtilmiştir (EPDK, Elektrik Piyasasında Depolama Faaliyetleri Yönetmeliği, 2021). 19 Kasım 2022’de ise mevzuatta bazı değişiklikler yapılmış ve EPDK Başkanı’nın yaptığı açıklamalara göre, 164.200 MW kurulu güce sahip 2.753 enerji depolamalı rüzgâr ve güneş projesi için başvuru yapılmıştır (Yeşil Ekonomi, 2023). 2022 yılının sonunda Türkiye’nin kurulu gücünün 103.809,3 MW olduğu düşünüldüğünde, depolamalı santral yatırımlarının önümüzdeki yıllarda hız kazanacağı aşîkârdır.

Elektrik fiyatlarındaki artış ve azalışın temel etkeninin, arz ve talep dengesine bağlı olduğundan bahsedilmişti. Depolamalı santrallerin elektrik piyasasında oyuncu haline gelmeleri durumunda, elektrik fiyatlarının ucuz olduğu saatlerde elektrik depolanabilecek, pahalı olduğu saatlerde ise daha çok enerji arz edilebilecektir. Bu yatırımların ise uzun vadede daha dengeli ve arz güvenliği yüksek bir piyasa oluşturması beklenmektedir.

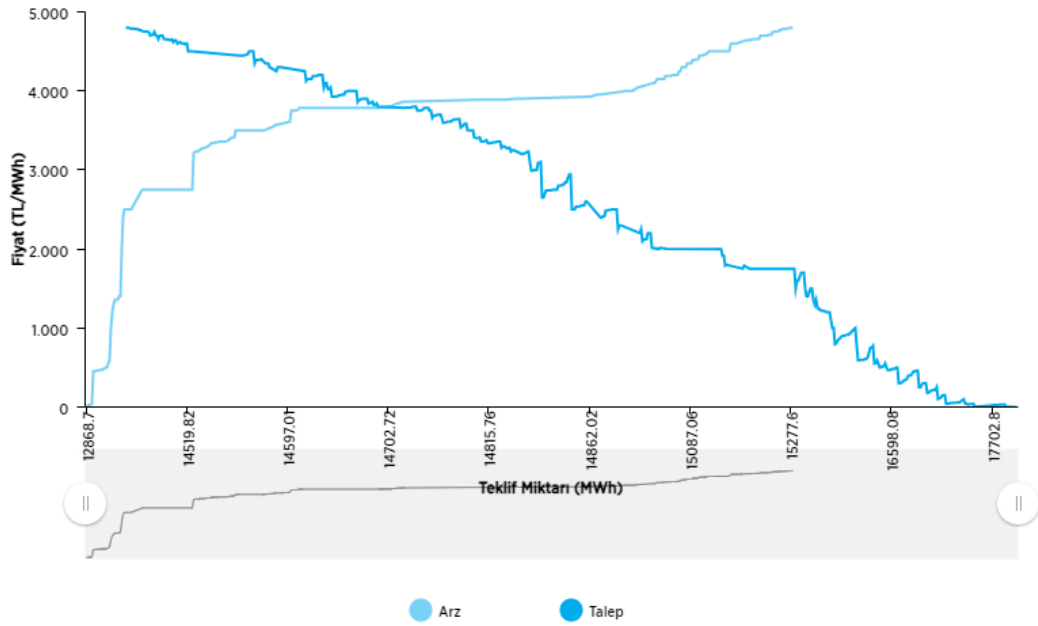
Daha önceden elektrik üretim kaynaklarımızda bulunmayan nükleer enerji yapılmakta olan Mersin ilinde inşaatı devam eden, Akkuyu Nükleer Güç Santrali, 4 üniteden oluşmakta ve her ünitesi ise 1.200 MWe güce sahiptir (Nükleer Düzenleme Kurumu, tarih yok). Proje tamamlandığında 4.800 MWe güce ulaşması beklenmektedir. Projenin tamamının devreye alınması ile, Türkiye’nin 2022 yılındaki kurulu gücünün %4,62’sine karşılık gelen hacimde bir santral daha elektrik enerjisi arz edecektir.

Lisanssız santral yatırımlarının hız kazanması, elektrik piyasasında depolama faaliyetlerine yatırımların yapılması ve nükleer güç santralinin devreye girmesi ile Türkiye’deki elektrik piyasasındaki fiyat oluşumunu etkileyen faktörlerin değişmesi

beklenmektedir. Eklenecek olan verilere bağılı olarak fiyat tahmininde kullanılan veri setleri ve algoritmalar, sürekli güncel tutulmalıdır.

2.8. Gün Öncesi Piyasasında Elektrik Fiyatının Oluşumu

Gün Öncesi Piyasası'nda elektrik fiyatları temel olarak arz ve talebin kesişmesi ile oluşmaktadır. Enerji alım ihtiyacı olan piyasa katılımcıları, ihtiyaç miktarlarını ve almaya razı oldukları fiyatları EPIAŞ'ın sistemine girmektedirler. Enerji fazlası olan piyasa katılımcıları da tersi bir şekilde, fazla miktarlarını ve satmaya razı oldukları fiyatları sisteme girmektedir. Arz ve talebin sıralanması ve arzın talebi karşıladığı noktada (kesişim noktası) fiyat belirlenmektedir.



Şekil 10. 27 Eylül 2022, saat: 6:00'a İlişkin GÖP Arz – Talep Grafiği ¹⁸

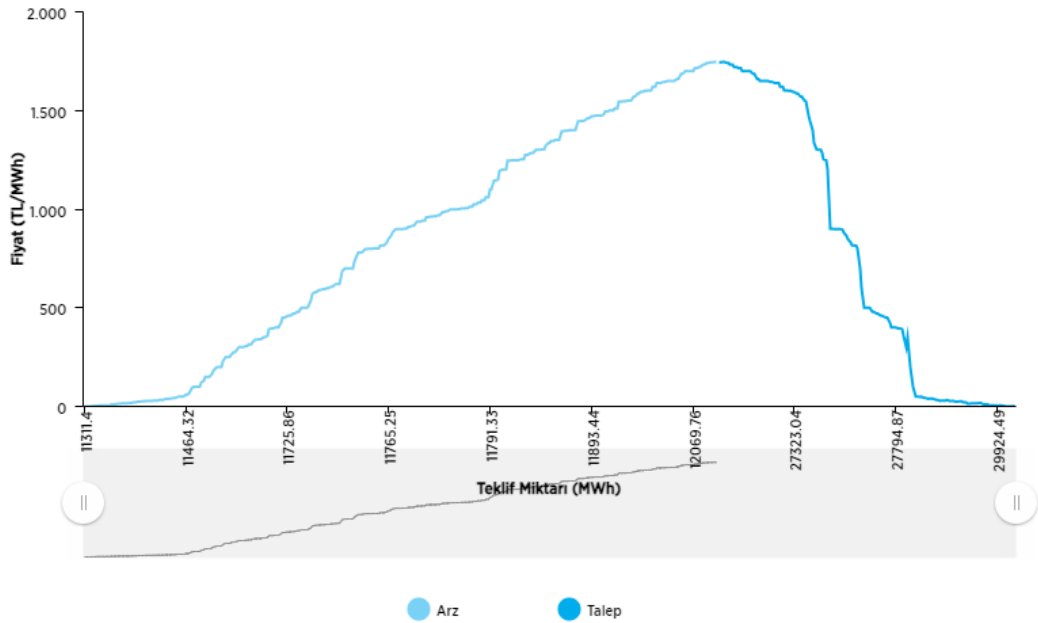
Yukarıdaki grafikte arz ve talep 3.800,01 TL/MWh'ta 14.705 MWh miktarda kesişmiştir. Daha düşük fiyat ile daha çok enerji arz eden santraller piyasaya teklif vermiş olsa idi açık mavi olan çizgi sağa kayacak veya çizginin eğimi azalacaktı. Bu da PTF değerinin daha düşük seviyede oluşmasını sağlayacaktı. Grafik talep yönlü

¹⁸ <https://seffaflik.epias.com.tr/transparency/piyasalar/gop/arz-talep.xhtml>

incelendiğinde ise, talebin artması koyu mavi olan çizgiyi sağa kaydırarak, bu da aynı arz miktarında PTF'nin daha yüksekte oluşmasına sebep olacaktır.

Yukarıdaki şekilde arz ve talep kesişmiştir. Bu piyasanın olması gereken bir şeklini göstermektedir. Ancak bazı durumlarda arz ve talebin kesişmediği, PTF'nin ise en düşük veya en yüksek (tavan fiyat) değerini aldığı zamanlar da oluşmaktadır.

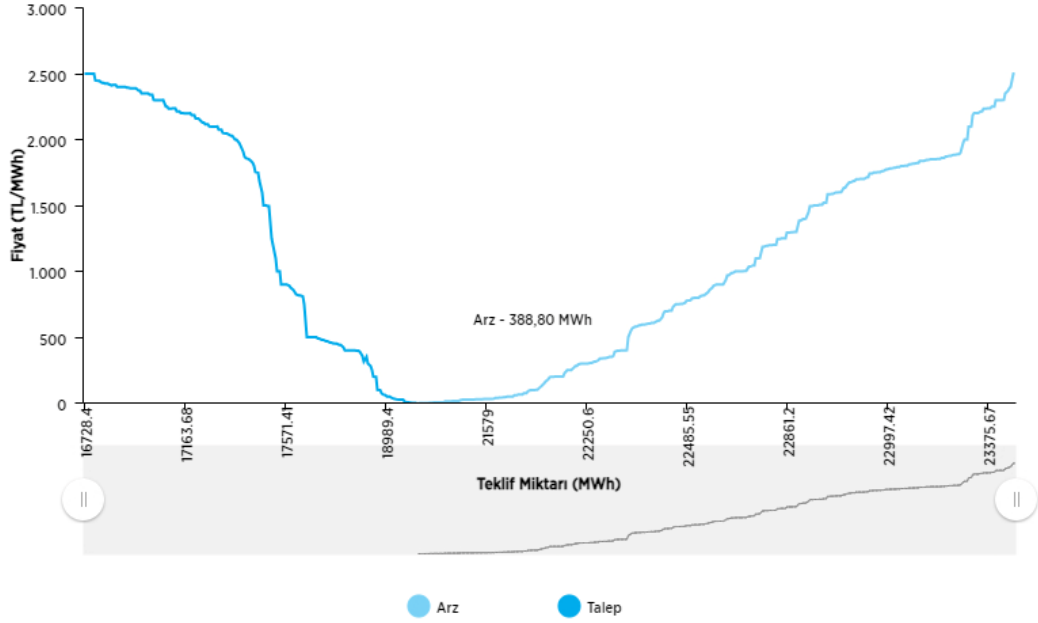
EPDK'nın yayınladığı Dengeleme ve Uzlaştırma Yönetmeliği (DUY)'a göre Gün Öncesi Piyasası'nda tavan fiyat uygulaması bulunmaktadır. PTF değeri ilgili zaman için geçerli olan tavan fiyatın üzerine çıkmamaktadır. Böyle bir durumda ise tavan fiyat artırılıp, tekrar teklif toplanabilir veya arz ile talep kesişene kadar saatlik alış teklif miktarlarının tüm piyasa katılımcılarında eşit oranda azaltılması işlemlerinden herhangi birisi yapılabilir (EPDK, Dengeleme ve Uzlaştırma Yönetmeliği, 60.4., 2009).



Şekil 11. 30 Mart 2022, saat: 19:00'a İlişkin GÖP Arz – Talep Grafiği ¹⁹

¹⁹ <https://seffaflik.epias.com.tr/transparency/piyasalar/gop/arz-talep.xhtml>

Yukarıdaki arz talep eğrisi bizlere tavan fiyattaki arz miktarının 12.106,70 MWh olduğunu göstermektedir. Aynı saat için tavan fiyattaki talep miktarı ise 27.235,30 MWh'tır. Böyle durumlarda arz ve talep kesişmez ve PTF ise o an için geçerli olan tavan fiyat değerini alır.



Şekil 12.3 3 Nisan 2022, saat: 9:00'a İlişkin GÖP Arz – Talep Grafiği ²⁰

Yukarıdaki arz talep eğrisinde ise, 21.106,70 MWh miktarındaki talebin “0 TL” de olduğu, 0 TL’den arz etmek istenilen 21.218,50 MWh miktarında elektrik olması sebebi ile arz ve talep kesişmemiş, her iki eğri ise fiyatın 0 TL olduğu noktayı kesmiştir. Bu sebeple fiyat “0 TL” olarak gerçekleşmiştir.

2.9. Amaç

Yapılan bu çalışmada Türkiye’deki Gün Öncesi Piyasası’nda oluşan elektrik fiyatlarının, mevcut ve geçmiş verilere bağlı olarak sonraki dönemler için tahmin edilmesi amacı ile modellerin oluşturulması amaçlanmıştır. Başarılı modellerin neler olabileceğinin gözlemlenebilmesi için ise, modeller kurularak geçmiş dönemlerdeki

²⁰ <https://seffaflik.epias.com.tr/transparency/piyasalar/gop/arz-talep.xhtml>

gerçek veriler ile test edilerek, sonuçları kıyaslanmıştır. Günümüzde tedarik firmalarından, yüksek tüketimli tüketicilere, elektrik üretim santrallerinden, enerji sektörüne yatırım yapmak isteyen yatırımcılar için doğru fiyat tahmini ile, kendi iş sahalarında doğru hamlelerin yapılması sağlanacaktır. Yapılan bu çalışmada kurulacak olan bu modellerin yukarıdaki gruplar ve enerji sektörü için yol göstermesi amaçlanmıştır.

- Elektrik fiyatına etki eden değişkenlerin belirlenmesi ve aralarındaki korelasyonun tespit edilmesi,
- Türkiye'nin ileriye dönük başarılı sonuçlar elde edilebilecek elektrik fiyatı tahmin modellerinin oluşturulması,

amaçlanmıştır.

2.10. Önem

Gün öncesi piyasasında oluşan elektrik fiyatının tahmini, farklı kişiler için farklı faydalar sağlayacaktır. Aşağıdaki gruplar için fiyat tahmininin doğru yapılması oldukça önem arz etmektedir.

- **Elektrik Üretim Santralleri:** PTF'nin doğru tahmin edilmesi, elektrik üretim santrallerinin, üretim planlaması konusunda önemli bir ihtiyaçtır. Her ne kadar santrallerin Gün Öncesi Piyasası'na girdiği teklifler sonucundaki eşleşme miktarları asıl üretim planını belirleyecek olsa da üretim planını bir günden daha erken belirlemek isteyen üreticiler için doğru fiyat tahmini oldukça önemli bir veridir. Gün Öncesi Piyasası Fiyat tahmini, elektrik üretim santralleri, üretim planları, bakım planları, hammadde tedarik miktarı vb. konularda çok önemli bir destek unsurudur. Aynı zamanda uzun dönemli fiyat tahminleri de ikili anlaşmalar ile gün öncesi piyasasındaki fiyatlardan bağımsız olarak ileri dönemler için yapılacak satışlar için fiyatları belirlemede fayda sağlayabilecektir.
- **Elektrik Tedarik Şirketleri:** Elektrik tedarik şirketleri, serbest tüketicilere ve ikili anlaşma yolu ile diğer lisans sahiplerine elektrik satışı yapar iken, referans fiyat belirleme veya belirlenen referans fiyatın uygunluğunu test etme açısından Gün Öncesi Piyasası'nda oluşacak fiyat tahminine ihtiyaç duymaktadırlar. Tedarik

şirketleri, EPDK'nın belirlediği limitin üzerinde tüketimi olan abonelere, özel adı ile Serbest Tüketiciler'e elektrik satmadan önce, ticaretin doğası gereği, Gün Öncesi Piyasası'na ilişkin bir fiyat tahmininde bulunmaktadırlar. Tedarikçi firmalar bu maliyetlerini hesap ederek sonraki dönemlere ilişkin satışlarını gerçekleştirmektedirler. Burada iyi tahmin çok önemlidir. Elektrik piyasasının dalgalı olması sebebi ile birçok tedarik lisansı sahibi firmanın serbest tüketici portföyleri boşalmış, serbest tüketicileri ise görevli perakende şirketler ile sözleşme imzalamak zorunda kalmışlardır.

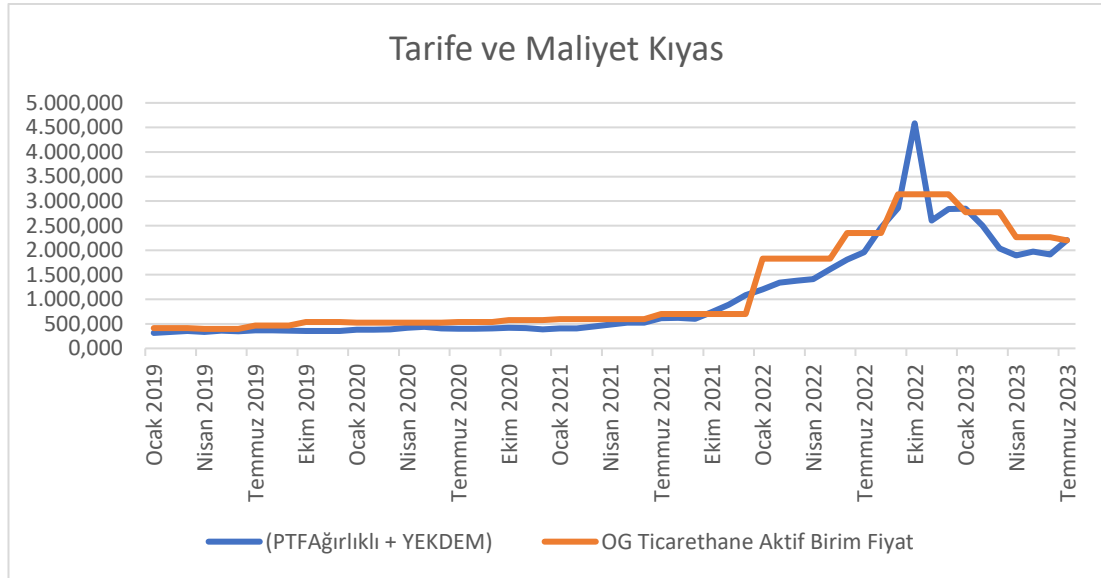
Elektrik üretim ve tedarik şirketleri için diğer bir konu ise ikili anlaşmalar ile kendi aralarında yapacakları ticarete fiyatın belirlenmesi konusudur. Üretim şirketlerinin maliyeti temel olarak hammadde maliyetine bağlı olsa da satış fiyatını belirlemede talep yani Gün Öncesi Piyasası fiyat tahmini önemli rol oynamaktadır. Bu konu farklı bir örnek ile açıklanabilir. Geniş bir altın madeninizin olduğunu ve bu madenden istediğiniz zaman belirli bir maliyet karşılığında kapasiteniz ile sınırlı olmak kaydıyla istediğiniz kadar altın çıkartabildiğinizi varsayalım. Burada elektrik üretim santrali konumundasınız. Aynı zamanda da altının kuyumcularda yani piyasada belli bir fiyatı bulunmaktadır. Bunu da EPİAŞ'ın yönettiği Gün Öncesi Piyasası'nda oluşan fiyatlar olarak varsayalım. Eğer ki altın fiyatları sizin maliyetinizden yüksek ise, kapasiteniz oranında altın çıkartmak istersiniz. Ancak piyasada altının fiyatı, maliyetten düşük olur ise üretmek istemezsiniz. Elektrik üreticileri için de piyasa bu şekilde işlemektedir. Gün Öncesi Piyasası'nda elektrik fiyatları belirlenmektedir. Üreticiler burada oluşan fiyatlara göre ya razı olduğu fiyatlara üretip, satmak isterler ya da üretmemeyi tercih ederler. Santrallerin üretim kaynakları, yatırım maliyetleri ve yatırımcının maliyetleri farklı olduğu için her santralin birim üretim maliyeti, sabit ve değişken maliyetleri değişkenlik göstermektedir.

- **VIOP (Vadeli İşlem Opsiyon Piyasası) Oyuncuları:** VIOP üzerinden elektrik, belirli bir dönem için 1 MW elektriğin aritmetik fiyat ortalamasına dayanan bir piyasa ürünüdür. Halihazırda “baz yük” yani 24 saat aynı miktarda alınan elektrik için ürünler bulunmaktadır. İlk başta aylık ürünler bulunurken, günümüzde

çeyreklik ve yıllık gibi ürünler de işlem görmektedir. VİOP işlemleri, sektördeki oyuncular için fiyatı sabitleme hususunda önem arz etmektedir. VİOP işlemleri ile ilgili dönem için elektrik fiyatını sabitleme imkânı, VİOP katılımcılarına sunulmaktadır. Elektrik fiyatının güncel VİOP fiyatından daha düşük olacağını öngören bir yatırımcı, satış yönlü bir işlem ile fiyatın düşmesi halinde kazanç elde edebilir. Ya da tam tersi şekilde, fiyatın şimdiki fiyattan yüksek olacağını öngören bir oyuncu, düşük olan fiyat üzerinden elektrik kontratı alarak, fiyatın artması halinde kazanç elde edebilir. Burada önemli olan husus fiyatın yönünü doğru tayin edebilmektir.

- **Serbest Tüketiciler ve Son Kaynak Tedarik Tarifesi Yüksek Tüketimli Müşteriler Grubu:** Serbest tüketiciler yıllık tüketim miktarı EPDK'nın belirlediği limitlerin üzerindeki tüketiciler olarak tanımlanmaktadır. Son Kaynak Tedarik Tarifesi ise 1 Nisan 2018 yılında yürürlüğe girmiş olan bir tarife tipi olup, bu tarife tipindeki tüketicilerin ulusal tarifeden enerji almaları halinde birim fiyatları gün öncesi piyasasında oluşan PTF ve YEKDEM değerleri toplamının EPDK'nın belirlediği katsayı (KBK) ile çarpılarak birim fiyatın hesaplanması şeklinde oluşur. Bu fiyatın düşük tüketimli müşteriler için uygulanan fiyatın altında kalması halinde, düşük tüketimli müşterilere uygulanan fiyat uygulanır. (EPDK, 2018). Yürürlüğe girdiği zamanda, sanayi ve ticarethane aboneleri için geçerli olan, yıllık elektrik tüketimi 10.000.000 kWh olan limit 2020 yılı için yıllık 7.000.000 kWh olmuştur. 2023 yılında ise bu limit 1.000.000 kWh'a kadar düşürülmüştür. Bu grupta yer alan veya özel tedarikçilerden PTF'ye endeksli enerji alımı yapan tüketiciler için PTF tahmini, elektrik enerjisi girdi maliyetlerinin tespiti ve bütçeleme konusunda oldukça önem arz etmektedir.
- **Hane halkları ve Düşük Tüketimli Gruplar (Son Kaynak Tedarik Tarifesi Grubundaki Düşük Tüketimli Tüketiciler):** Eski ismi ile ticarethane tarifesi yeni ismi ile “Kamu ve Özel Hizmetler Sektörü ile Diğer” tarife grubu ile Mesken, Sanayi, Tarımsal Sulama gibi tarifelerden son kaynak tedarik tarifesinde, düşük tüketimli grupta olan aboneler için tarifeler EPDK tarafından belirlenmektedir. EPDK genel olarak tarifeleri yılın her çeyreğinin başında (Ocak, Nisan, Temmuz

ve Ekim) yayınlansa da bazı durumlarda bu teamülün dışına çıkıldığı da gözlemlenmektedir. Piyasa Takas Fiyatı, düşük tüketimli tüketicilerin tarifelerini direkt etkileyen bir unsur değildir. Ancak elektrik maliyetinin oluşturan PTF ve YEKDEM değerleri tarifelerdeki zam veya indirimlerin belirlenmesinde ilişkilidir. Şekil 13.'te EPİAŞ'tan temin edilen PTF Türkiye Ağırlıklı Ortalama fiyatları²¹ ile YEKDEM birim maliyetlerinin²² toplamı ile EPDK'dan temin edilen orta gerilim tek terimli ticarethane aktif elektrik enerjisi birim fiyatı²³ kıyaslanmıştır. Şekilden de görüleceği üzere PTF ve YEKDEM değerleri tarifeye birebir yansımaya bile, zaman içerisinde tarifelerin artış veya azalışında PTF değerinin etkisi olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 13. PTF Türkiye Ağırlıklı Birim Fiyat ve YEKDEM Maliyetlerinin Toplamı ile Orta Gerilim Ticarethane Tek Terimli Tarife Kıyaslaması

²¹ <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/ptfSmfDonemlik.xhtml>

²² <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/yekdemBirimMaliyeti.xhtml>

²³ <https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/3-1327/elektrik-faturalarina-esas-tarife-tablolari>

3. LİTERATÜR TARAMASI

Günümüzde yapılan birçok çalışmada, geçmiş verilerden yararlanılarak, geleceğe yönelik tahminler elde edilmeye çalışılmıştır. Yapılan bu çalışmaların amacı, gelecekte doğru kararlar verebilmek ve doğru adımlar atabilmek adına bir veri oluşturulmasıdır. Bu çalışmalarda elektrik fiyatının tahminin haricinde, elektrik yük tahmini, elektrikte mevsimselliğin tespiti, volatilitenin incelenmesi gibi çalışmalar yapılmıştır.

Son dönemlerde fiyat tahmini için makine öğrenmesi yöntemleri sıklıkla tercih edilmektedir. Enerji piyasasındaki tahminlerin haricinde, finansal piyasalardan, gıda fiyatları tahminine kadar birçok alanda makine öğrenmesi yöntemleri ile, geçmiş veriler kullanılarak birçok çalışma yapılmıştır (Akan & Baylan, 2022).

(Sevinç & Kaya, 2021)'nın “Derin Öğrenme Yöntemleri ile Sıcaklık Tahmini: Diyarbakır İli Örneği” isimli makalesinde T.C. Meteoroloji Genel Müdürlüğü Meteorolojik Veri Bilgi Sunum ve Satış Sistemi'nden temin edilen 2014 ile 2020 yılları arasındaki 2.271 adet hava sıcaklığı verisi kullanılarak LSTM ve ARIMA modellerini kullanarak sonuçlar elde edilmiştir. Yapılan çalışmanın sonucunda RMSE ve R-kare değerleri ile her iki modelin de hava sıcaklığı tahmininde başarılı sonuçlar elde ettiğini test edilmiştir.

Makine öğrenme yöntemlerinin çeşitliliği de göz önüne alındığında, yapılan bazı çalışmaların birden çok makine öğrenmesi yöntemini kullanarak tahmin gerçekleştirdiği, çıkan sonuçların ise kendi içlerinde kıyasladığı çalışmaların sayısı da oldukça fazladır. (Şengül, 2022)'ün “*Makine Öğrenmesi Algoritmalarını Kullanarak Bitcoin Fiyat Tahmini*” isimli tez çalışmasında 01.01.2017 ile 31.12.2021 arasındaki dönemi kapsayan 1.826 adet kapanış fiyatı gözleminden yararlanılmıştır. Veri seti makine öğrenmesi yöntemleri olan Destek Vektör Regresyonu, Rastgele Orman Regresyonu ve K-en yakın Komşular Regresyonu ile 1.827 günün fiyat tahmini yapılmıştır. Çıkan sonuçlar ise MSE, RMSE ve R-kare sonuçları incelenmiştir. En yakın sonucun ise Rastgele Orman Regresyonu'ndan alındığı belirtilmiştir. (Atalan, 2022)'in “Forecasting Drinking Milk Price Based On Economic, Social, And

Environmental Factors Using Machine Learning Algorithms” isimli makalesinde süt fiyatlarının diğer değişkenlere bağlı olarak beş farklı makine öğrenmesi yöntemi ile test edilmiştir. Yapılan çalışmanın sonucunda en az hata ile tahmin elde edilen yöntem ise “Random Forest” olmuştur. (Nacar & Erdebilli, 2021) ise “*Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Satış Tahmini*” isimli çalışmasında, satış tahminini doğru yapabilmenin, müşteri memnuniyeti, tedarik zinciri gibi konulara etki ettiği belirtilerek; gerçek bir veri seti ile altı farklı makine öğrenmesi algoritması (doğrusal regresyon, Ridge, Lasso, Elastic Net, K-en yakın komşu ve Rastgele Orman algoritması) ile satış tahmini yapılmıştır. Çıkan sonuçlar kıyaslanmış ve en az hata ise rastgele orman algoritmasında elde edilmiştir.

Yukarıdaki çalışmalardan da görüleceği üzere, çok sayıda akademik çalışma elde edilen sonuçlarla daha başarılı iş süreçleri, kârlılık, kazanç vb. elde etmeye çalışılmıştır. Yukarıdaki örneklerin tamamı farklı sektörler, farklı alanlardan oluşmaktadır. Ancak amaç aynı, yöntemler veya yöntem çeşitliliği benzer veya yakındır.

(Haliloğlu & Tutu, 2018) “Türkiye İçin Kısa Vadeli Elektrik Enerjisi Talep Tahmini” isimli çalışmada, Türkiye’deki elektrik talebini günlük olarak öngörebilen bir model kurulmuş olup, yapılan çalışma neticesinde 2012-2017 yıllarına ait veriler ile, Ocak - Nisan 2018 dönemleri için günlük elektrik talep tahminleri yapılmıştır. En Küçük Kareler (EKK) kullanılarak kurulan model sonucunda elde edilen sonuçlar ise gerçek verilere %1,3 ile %1,6 oranında yakındır. Elektrik talebinde yani tüketim miktarında sıcaklığın etkili olduğu ve mevsimsellik etkisinin olduğu belirtilmiştir.

(Akyıldırım, Göncü, & Altarovici, 2014)’nin “Modeling Long-term Seasonality and Spikes of the Spot Electricity Prices in Turkey” makalesinde 1 Aralık 2009 ile 13 Şubat 2014 tarihleri arasındaki saatlik veriler kullanılmış, kukla değişkenler, Fourier serileri, dalgacık tabanlı yöntemlerden istifade edilmiş ve Türkiye’de de dünyada olduğu gibi elektrik fiyatlarında mevsimsellik olduğu sonucuna varılmıştır.

(Ulussever, Soytaş, & Ertuğrul, 2017)’un makalesinde piyasadaki volatilité incelenmiş, Türkiye elektrik piyasası volatilitesi çeşitli GARCH modelleri kullanılarak tahmin edilmiştir. Ocak 2010’dan başlayarak, Nisan 2017’ye kadar olan dönem için haftalık fiyat volatilitesine ilişkin sonuçları bulunmuştur. (Saklıca, 2016)’nın Turkish Electricity Spot Prices Volatility Modelling isimli yayınında, Ocak 2015 - Şubat 2016 saatlik elektrik fiyatlarını alarak bir çalışma yapılmış ve Ordinary Least Square yöntemi ile açıklayıcı değişkenleri belirlenmiştir. Maximum Likelihood modeli ve Efficient Importance Sampling metodu kullanılarak saatlik elektrik fiyatlarının stokastik volatiliteleri hesaplanıp değerlendirilmiştir.

Türkiye’deki Gün Öncesi Piyasası üzerine çok sayıda araştırma olmasının yanı sıra, benzer yapıda olan başka piyasalar için de çalışmalar yapılmıştır. (Lago, Ridder, Vrancx, & Schutter, 2018)’ın yayınladıkları “Forecasting day-ahead electricity prices in Europe: The importance of considering market integration” isimli makalesinde saatlik verileri yapay sinir ağları ile kullanılarak Belçika ve Fransa’daki elektrik piyasası için çalışma yapılmıştır. Komşu ülkeler arasında fiyat değişimlerinin birbirini etkilediği neticesine ulaşmışlardır. (Talaslı, 2012) Stochastic Modeling Of Electricity Markets isimli doktora tezinde, Avusturya, İtalya, İspanya ve Türkiye’deki veriler kullanılarak testler yapılmıştır. GARCH kullanarak model oluşturmuş, Monte Carlo simülasyonundan faydalanılmış, haftalık fiyat verilerinin ilişki içerisinde olduğu sonucuna varılmıştır. Ancak yöntemin uygulanabilir olduğu fakat daha fazla ampirik çalışma ile desteklenmesi gerektiği sonucuna varılmıştır.

Bazı çalışmalarda ise fiyat tahmininde kullanılan özelliklerin analizi, değişkenlerin etkileri saptanmıştır. (Biricik, Özgür, & Tayşi, 2015) “Rekabetçi Elektrik Piyasası için Kısa Dönemli Fiyat Tahmininde Kullanılan Özelliklerin Analizi” başlıklı yayınında takvim, geçmiş fiyat, yük, hava durumu ve döviz kurlarının Türkiye elektrik piyasası için kısa dönemli fiyat tahminine olan etkileri sınanmıştır. İleri beslemeli yapay sinir ağı ile hazırlanan tahmin modelinde, özellik kümelerinin kombinasyonları test edilmiştir. Ekim 2013’ten ile Kasım 2014’e kadar olan 12 aylık günlük ortalama PTF değerleri kullanılarak yapılan çalışmada, geçmiş fiyatlar ve takvim (haftanın günü)

verileri kullanılmıştır. Sonuç olarak yük miktarının (saatlik veya günlük elektrik tüketiminin) elektrik fiyatlarını etkilediği neticesine varılmıştır.

Gün Öncesi Piyasası'nda ise oluşan elektrik fiyatları elektrik üreticisinden, elektrik tüketicisine, tedarik şirketlerinden, santral yatırımcısına kadar birçok kişiyi etkilemektedir. Bu konunun önemi sebebi ile, bu alanda da farklı yöntemler ve veri setleri kullanılarak elektrik fiyatları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yapılan çalışmalarda kısa vadeli, uzun vadeli, saatlik, aylık vb. farklı çalışmalar yapılmıştır. Birçok çalışmada ise farklı veri setleri ile makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak tahminleme yapılmıştır. Elektrik Piyasasında Fiyatlandırma ve Türkiye Elektrik Piyasasında Fiyat Tahmini isimli doktora tezinde, 2012 Ocak ile 2014 Nisan dönemine ilişkin saatlik Piyasa Takas Fiyatları ve hava sıcaklığı verileri kullanılmış ve çok katmanlı algılayıcılar kullanılarak mevsimsellik incelemiştir. Otoresif Hareketli Ortalama (ARMA) modeli ve çok katmanlı algılayıcı ile fiyat tahminleri yapılmış ve performansları kıyaslanmıştır. Performans ortalama mutlak hata, ortalama mutlak hata, ortalama mutlak yüzde hata, karekök ortalama hata ve Theil's eşitsizlik katsayısı ölçütlerine göre değerlendirilmiştir. Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu ve Levenberg Marquardt algoritması ile çok katmanlı algılayıcı eğitilmiştir (Bicil, 2015). Benzer bir şekilde (Kölmek & Navruz, Forecasting the day-ahead price in electricity balancing and settlement market of Turkey by using artificial neural networks, 2015)'un Forecasting the day-ahead price in electricity balancing and settlement market of Turkey by using artificial neural networks isimli yayınlarında 01.12.2009 ile 07.11.2010 tarihleri arasındaki 342 günü kapsayan veri seti ile günlük fiyat ortalamaları, hangi fiyatın haftanın hangi günü olduğu verisi, ortalama sıcaklık verileri alınmıştır. Tüketim tahmini ve ikili anlaşma miktarları tahminleri yapılmış, günlük alınabilir güç (maksimum elektrik üretim kapasitesi) verilerinden istifade edilmiştir. Yapay Sinir Ağları ile fiyat tahmini yapılmış ve Zaman Serileri modeli ile kıyaslanmıştır. Fiyatların önceki ve sonraki fiyatlara yakın olduğu, bir önceki günün aynı saatine yakın olduğu ve aynı günün 1,2,3 hafta öncesinin fiyatları ile ilişki içinde olduğu tespit edilmiştir. ARIMA Modelinin YSA'dan daha az hata yaptığını sonucuna ulaşılmıştır.

(Dalgın, 2017)’ın Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Türkiye Gün Öncesi Piyasası Elektrik Fiyat Tahmini isimli çalışmasında, 01.06.2016 ile 28.11.2016 tarihleri arasındaki saatlik veriler kullanılmış ve Levenberg-Marquardt kullanılarak kısa dönemli fiyat tahmini çalışması yapılmıştır. Farklı makine öğrenmesi metotlarından istifade edilerek hazırlanan, (Özçelik, 2017)’in “Models For Long-Term Electricity Price Forecasting For Turkish Electricity Market” isimli tezinde Aralık 2009 – Eylül 2016 dönemleri arasında aylık fiyat ortalamaları alınmış ve fiyatın, elektrik talebi, hidroelektrik üretimi, rüzgar enerjisi üretimini, Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GDP) ve İnsani Gelişim Endeksini (HDI) ile ilişkisi incelenmiştir. Fiyat tahmini için regresyon ve zaman serileri modelleri geliştirilmiş olup, Çoklu Regresyon’a ek olarak, üssel hareketli ortalama, SARIMA (mevsimsel birleştirilmiş otoregresif hareketli ortalama modeli) ve Yapay Sinir Ağlarından yararlanılmıştır. Yapılan uzun dönemli fiyat tahmini çalışmasında daha iyi tahminler yapabilmek için karma tahmin modellerine ihtiyaç olduğu sonucuna varılmıştır. (Özgüner, 2012) ise Short Term Electricity Price Forecasting In Turkish Electricity Market isimli tezinde Yapay Sinir Ağları ile saatlik verileri kullanılarak kısa dönemli fiyat tahmini yapılmış ve tahminlerin tutarlılığını test edilmiştir. Yine saatlik veriler kullanılarak yapılan kısa dönemli saatlik fiyat tahmini üzerine yapılan “Time Series Analysis And Forecasting Electricity Prices In Turkey” isimli çalışmada (Zakeri, 2015), 1 Ocak 2012 - 11 Haziran 2014 arasındaki saatlik veriler kullanılmış, benzer günlerin ilişkisini incelenmiştir. Regresyon modelleri, AR tipi zaman serileri modelleri, ARX tipi zaman serisi modelleri ve GARCH tipi modelleri kurulduktan sonra, Türkiye için hibrit tahmin modellerinin olması gerektiğine ulaşılmıştır.

ARIMA kullanılarak yapılan “Türkiye Elektrik Piyasası için Fiyat Tahmin Sistemlerinin Değerlendirilmesi” isimli çalışmada (Tayşi, Biricik, & Bozkurt, Türkiye Elektrik Piyasası için Fiyat Tahmin Sistemlerinin Değerlendirilmesi, 2015), ARIMA modeli ile ileri beslemeli yapay sinir ağı kullanılarak oluşturulan sistemler kıyaslanmıştır. Fiyatlar mevsimsellik gösterdiği için SARIMA (Seasonal ARIMA) tercih edilmiştir. Sadece takvim ve fiyat bilgisini değişken olarak alınmış olup, haftalık olarak %8,5 hata ile tahmin edilebildiği sonucuna varılmıştır. YSA’nın daha iyi tahminde bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Saatlik veriler kullanılarak yapılan diğer bir çalışma ise (Voronin & Partanen, 2013) tarafından yapılan, Price Forecasting in the Day-Ahead Energy Market by an Iterative Method with Separate Normal Price and Price Spike Frameworks isimli çalışmada ARIMA ile nonlinear Yapay Sinir Ağlarını ile tahmin modeli kurularak kıyaslanmıştır. Verilerde meteoroloji verilerinin ve yakıt fiyatlarının da kullanılmasının iyi olacağından bahsedilmiş olup, bunun uzun dönemli tahminlerde gerektiği belirtilmiştir. AR, ARX, GARCH, YSA gibi modelleri ile elektrik fiyatlarının tahmin edildiğinden bahseden (Weron, 2014), Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future isimli yayınında konu detaylı bir şekilde incelenmiştir. Makine öğrenmesinin istatistikî modellerden daha iyi sonuçlar verdiğine ulaşan (Lajo, Ridder, & Schutter, 2018) ise Forecasting spot electricity prices: Deep learning approaches and empirical comparison of traditional algorithms” isimli yayınlarında incelemelerde bulunmuşlardır. Python kullanılarak fiyat tahmini yapılan, “Python Yazılımıyla Zaman Serileri Üzerinden Enerji Fiyat Tahmini ve Dönüş Hesabı” isimli lisans tezinde (Aydın, 2020), gün öncesi piyasasında oluşan fiyatların tahmini üzerine bir çalışma gerçekleştirilmiştir. “Türkiye’de Gün Öncesi Piyasası İçin Elektrik Fiyatlarının Tahmini” isimli yayında ise (Demirezen, Türkiye’de Gün Öncesi Piyasası İçin Elektrik Fiyatlarının Tahmini, 2020), YSA, DVR ve RF ile PTF tahmini yapılmış ve sonuçları karşılaştırılmıştır.

İncelediğimiz yayınların çoğunda kısa dönemli tahminler için saatlik ve kısa dönemlere ait veriler kullanılmıştır. (Biçen, Türkiye Elektrik Enerjisi Piyasası Gelişim Süreci: Gün Öncesi ve Dengeleme Güç Piyasası Özellikleri, 2016)’in “Türkiye Elektrik Enerjisi Piyasası Gelişim Süreci: Gün Öncesi ve Dengeleme Güç Piyasası Özellikleri” isimli makalesinde zaman serileri kullanılarak yapılan tahminlerde farklı bir giriş veri seti kullanılmayıp; serinin kendi doğasındaki trend, mevsimsellik gibi parametreler esas alındığından bahsedilmiştir. Çoklu regresyon, ekonometrik, vb. gibi yöntemlerde, yapılacak tahminlerde farklı giriş veri setlerine ihtiyaç bulunmakta olduğu belirtilmiş, tahmin tutarlılığının olması açısından giriş veri setleri ve tahmin edilecek veri arasında bir korelasyonun olması gerekliliğinden bahsedilmiştir. Methodology For Electricity Price Forecasting In The Long Run isimli makalede ise (Sisodia, 2016), belirsiz değişkenin çok olmasından dolayı literatürde uzun dönem

tahminlerin çok az olduğuna ve uzun dönemli tahminlerde yatırımların, yasal düzenlemelerin ve yenilenebilir kaynaklardan üretimin önemine değinmiştir.

Yapılan literatür araştırmalarına bağlı olarak uzun dönemli fiyat tahminlemesi için farklı değişkenlere ihtiyaç duyulduğu ve önceden yapılan çalışmaların sonucuna makine öğrenmesi yöntemlerinden iyi sonuçlar elde edildiği belirtilmiştir.

4. GÜN ÖNCESİ PİYASASINDA ELEKTRİK FİYATI TAHMİNİ

4.1. Elektrik Fiyatlarını Etkileyen Faktörler

Gün Öncesi Piyasası'nda elektrik fiyatları arz ve talebin kesişmesi ile belirlenmektedir. Bu sebeple uzun dönemli bir fiyat tahmini yapabilmek için arz ve talebi etkileyen faktörlerin neler olduğunu incelememiz gerekmektedir.

4.1.1. Elektrik Talebinin Değişimi

Elektrik arz kapasitesi, en yüksek talebi karşılayacak ve tedbir amaçlı olarak karşı yedek kapasiteyi içermelidir. Bu nedenle elektrik sistemi, bölgesel ve zaman içindeki talep değişimlerini hesaba katarak, düşük kayıp ve maliyetle talebi karşılayacak ideal üretim ve iletim sistem planları geliştirmelidir. Talebi etkileyen faktörlerin ayrıntılı analizi ve mantıklı tüketim tahminleri, arz güvenliğini ve piyasa oyuncularının stratejilerini desteklemektedir. Elektrik talebini etkileyen faktörler arasında GSYİH, kişi başına düşen milli gelir, nüfus, istihdam, teknolojik gelişmeler, elektrik fiyatları, alternatif enerji kaynaklarının fiyatları, mevsimsel değişiklikler ve zaman bulunmaktadır (Sönmez, 2015).

Yapılan araştırmalarda elektrik talebinde yani tüketim miktarında sıcaklığın etkili olduğu ve mevsimsellik etkisinin olduğu belirtilmektedir (Haliloğlu & Tutu, 2018). Elektrik talebi saatlik, günlük, mevsimsel faktörlere bağlı olarak farklı değişkenlerden etkilenmektedir. Kısa süreli talep değişimleri hava sıcaklığı, mesai saatleri, iş günleri vb. değişkenlerden etkilenmekte iken, uzun vadede ise GSYH, sanayi üretimi, enerji verimliliği vb. konular elektrik enerjisi talebine etki etmektedir (Nebati, Taş, & Ertaş, 2021).

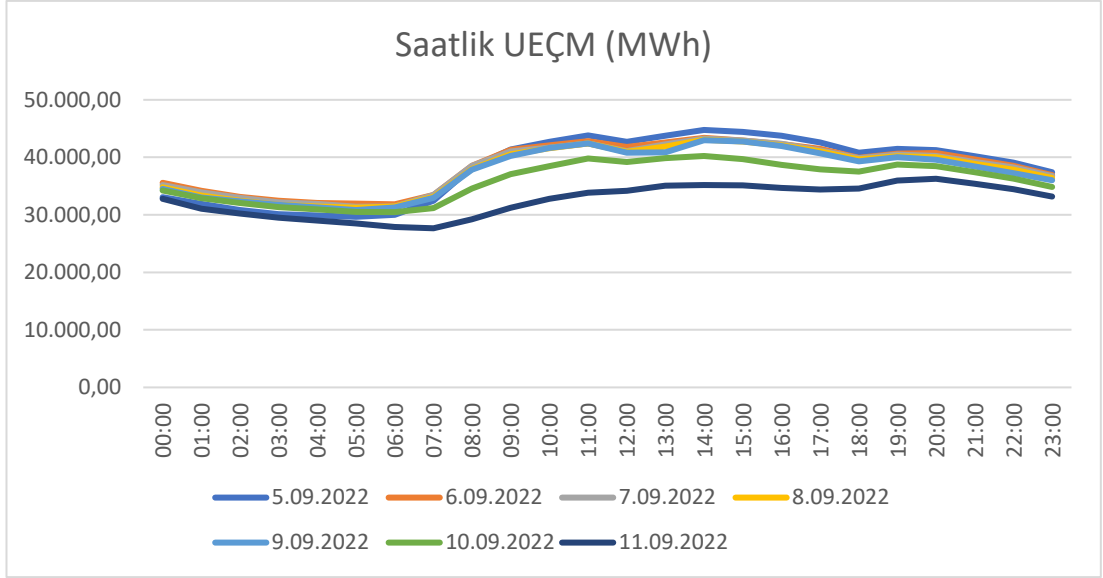
Elektrik talebini hava sıcaklığı, sanayi üretimi artışı, GSMH, nüfus artışı, yapılan yatırımlar vb. değişkenler artırmaktadır. Geçmişe dönük elektrik tüketim verilerini incelediğimizde ise dört farklı eğilim karşımıza çıkmaktadır. Bunlar;

- Günün saatleri arasındaki tüketim değişimleri,
- Haftanın günleri arasındaki tüketim değişimleri,
- Yılın ayları arasındaki tüketim değişimleri,
- Yıllara göre tüketim değişimleridir.

Yukarıdaki eğilimleri incelediğimizde elektrik talebinin saatlik, günlük, aylık ve yıllık döngülerinin aynı eğilimde olduğu gözlemlenebilmektedir. Döngülerin aynı olması sebebi ile PTF tahmini için geçerli olan talep tahminini makine öğrenmesi metotları ile gerçekleştirebilmektedir. Tüketim miktarını belirtilen dönemler için kıyaslayabilmek adına, “Türkiye Brüt Elektrik Talebi” verileri kullanılmıştır (TEİAŞ, 2023). Elektrik talebi verisi, sanayi üretimi, nüfus artışı, GSYH vb. birçok değişkeni içinde barındıran bir değer olduğu için, bu veriye etki eden sanayi üretimi, nüfus artışı, GSYH değerleri ayrıca veri setine eklenmemiştir.

4.1.1.1. Günün Saatleri Arasındaki Tüketim Değişimi

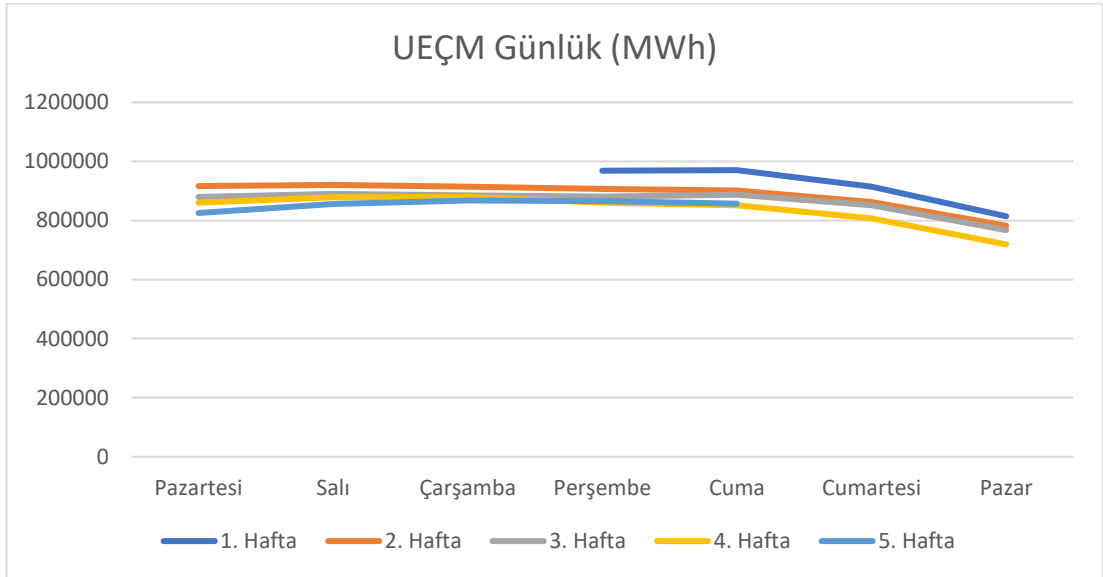
EPİAŞ’ın şeffaflık platformundan elde edilen UEÇM (Uzlaşmaya Esas Çekiş Miktarı) verilerine göre uzun süreli UEÇM verileri incelenmiş olup, 5 – 11 Eylül 2022 tarihleri arasındaki bir haftalık UEÇM verisi Şekil 12’de gösterilmiştir. Tablodan da gözlemleneceği üzere, UEÇM 04:00 – 06:00 saatleri arasında 30.000 MWh seviyelerinde iken, gündüz 45.000 MWh seviyelerine çıkmıştır. Öğle arasına denk gelen 12:00 – 13:00 aralığında bir miktar azalmaktadır. Saat 20:00’ye kadar 45.000 ile 40.000 MWh seviyelerinde olan UEÇM tekrar düşme eğilimini göstermektedir.



Şekil 14. 5 – 11 Eylül 2022 UEÇM Saatlik Verileri²⁴

4.1.1.2. Haftanın Günleri Arasındaki Tüketim Değişimleri

Haftada bulunan 7 farklı günde içerisinde bayram veya resmî tatil bulunmayan Eylül 2022 dönemi seçilerek, tüketimler incelenmiştir.



Şekil 15. 1-30 Eylül 2022 UEÇM Günlük Verileri²⁵

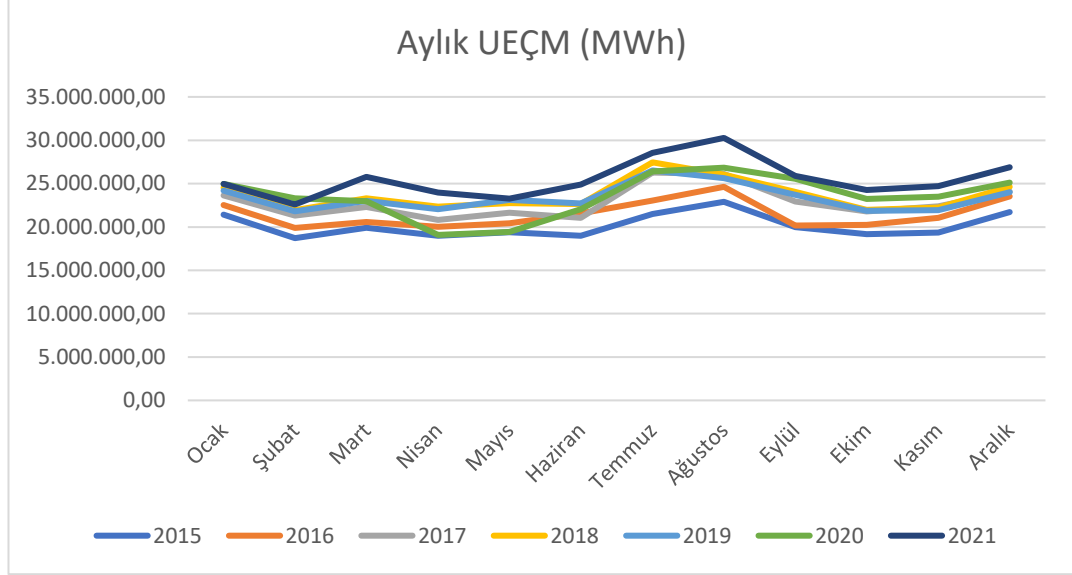
Şekil 12’de gözlemleneceği üzere, UEÇM değerleri hafta içi günlerde daha yüksek bir değer alırken, Cumartesi günü hafta içi günlere göre daha düşük, Pazar günü ise haftanın en düşük değerini almaktadır.

²⁴ <https://seffaflik.epias.com.tr/transparency/tuketim/gerçeklesen-tuketim/uecm.xhtml>

²⁵ <https://seffaflik.epias.com.tr/transparency/tuketim/gerçeklesen-tuketim/uecm.xhtml>

4.1.1.3. Yılın Ayları Arasındaki Tüketim Değişimleri,

Elektrik talebinin değişiminde hava sıcaklığı önemli etkenlerden birisidir. 2015 – 2021 yıllarına ait 7 yıllık veri Şekil 13'te bulunmaktadır. 7 yıllık veriyi gözlemlediğimizde bahar aylarında düşük olan UEÇM miktarının, kış aylarında yüksek, yaz aylarında ise en yüksek seviyeye geldiği gözlemlenebilmektedir.



Şekil 16. 2015 - 2021 Aylık Toplam UEÇM Verileri ²⁶

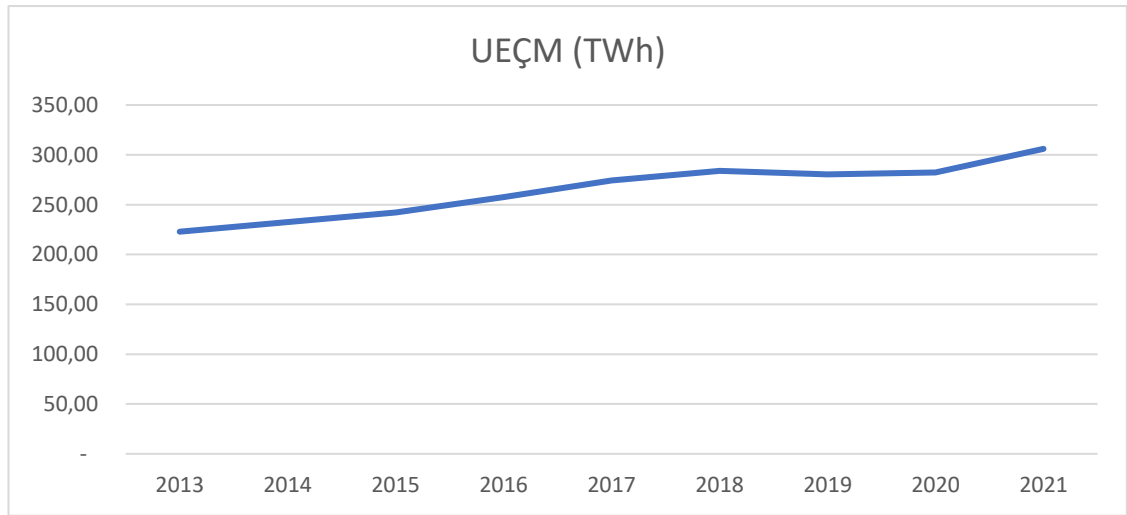
4.1.1.4. Yıllara Göre Tüketim Değişimleri

UEÇM'nin yıllara göre değişimi grafikten incelediğinde neredeyse her yıl artış olduğu, 9 yıllık süre zarfında toplamda %40 oranında bir artış olduğu, yıllık ortalama %4 civarındaki artışın olduğu yorumu yapılabilmektedir.

²⁶ <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/donemlikPiyasaHacim.xhtml>

Tablo 7. UEÇM'nin Yıllara Göre Değişimi ²⁷

Yıl	UEÇM (TWh)	Yıllık Değişim Oranı
2013	222,87	2,10%
2014	232,45	4,30%
2015	242,02	4,10%
2016	257,67	6,50%
2017	274,36	6,50%
2018	283,85	3,50%
2019	280,53	-1,20%
2020	282,45	0,70%
2021	306,00	8,30%



Şekil 17. 2013 – 2021 Yıllık Toplam UEÇM Verileri²⁸

4.2. Varsayımlar

Türkiye’de Yenilenebilir Enerji Kaynaklarını Destekleme Mekanizması (YEKDEM) uygulanmaktadır. Bu mekanizma sayesinde yenilenebilir kaynaklardan üretilen elektriğin belli bir fiyattan alım garantisi bulunmaktadır. Bu garanti sebebi ile yenilenebilir kaynaklardan elektrik üretimi yapan tesisler Gün Öncesi Piyasası’nda fiyat “0” olsa bile elektrik üretme arzusunu taşıyacaklardır. Yenilenebilir tesislerin kaynaklarının elverdiği ölçüde gün öncesi piyasası fiyatından bağımsız olarak elektrik

²⁷ <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/donemlikPiyasaHacim.xhtml>

²⁸ <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/donemlikPiyasaHacim.xhtml>

ürettiklerini varsayacağız. Bazı saatlerde elektrik fiyatının “0” çıkması durumu, o saatte oluşan elektrik talebinin, PTF “0” olsa dahi üretim yapacak olan santraller tarafından karşılanması ile mümkün olacaktır. Piyasada fiyat ne olursa olsun üretim yapacak santrallerin üretim hacimlerinin artması ile, ilgili saatlere ilişkin elektrik talebi karşılanabilir ise, PTF’nin “0” oluşması durumu söz konusu olacaktır.

Yapılan çalışmada ilgili yılların PTF değerleri tahmin edilirken, sıcaklık, doğalgaz fiyatları, BOTAŞ tarifesi vb. diğer değişkenlerin bilindiği varsayılmıştır. Bu varsayımın amaçları, değişkenler arasındaki ilişkinin tespit edilebilmesi ve yıl içerisinde sürekli değişen fiyatlara göre tahminde kullanılan veri setinin de güncellenebilmesidir. Yapılan çalışmada eski veriler ile modeller kurulmuş ve makine öğrenmesi yöntemleri için tahmini yapılan yıla ait diğer değişkenlerin bilindiği varsayılmıştır. Bu varsayım yapılmasa idi, değişkenler arasındaki ilişkinin derecesi ve yapılan çalışmanın sonuçları ölçümlenemeyebilirdi. Bu varsayım çerçevesinde modeller kurulmuş, kurulan modellerin sonraki tahminler için sürekli güncel veriler kullanılarak tahmin yapması amaçlanmıştır.

4.3. Sınırlılıklar

Yapılan bu çalışmada, mevcut veriler ile PTF’ye etki eden değişkenlerin ilişkisi belirlenmiş, değişkenlerin bir sonraki yıl için değerleri alınmış ve buna bağlı olarak PTF değerinin aylık hangi değerleri alacağı belirlenmiştir. Kullanılan değişkenlerden bazıları yıllar içerisinde belirgin bir şekilde değişim göstermektedir. Örneğin Türkiye’nin kurulu gücü her sene birbirine yakın seviyelerde artış göstermektedir. Hava sıcaklığı yıllardan yıllara değişiklik gösterse bile, eğilimi ve ortalama değerden sapması azdır. Bu sebeple çalışma sırasında sonraki dönemlere ait Türkiye brüt elektrik talebi, kurulu güç, hava sıcaklığı gibi verilerin tahmin edilmesi sonucunda elde edilen veriler gerçek değerler ile yakın çıkmıştır. Ancak dolar kuru, BOTAŞ tarifesi, doğalgaz fiyatları gibi verilerde, önceki yıllardaki değişim ilişkilerinden çok farklı olarak yaşanan değişimler, tahmin sonuçlarının elde edilmesini zorlaştırmıştır. Örneğin, elektrik üretimi amaçlı kullanılan doğalgaz için BOTAŞ tarifesinin Ekim 2012 - Temmuz 2018 dönemlerine ait 79 aylık toplam değişim oranı %62’dir. Ancak Temmuz 2018’deki fiyat, Ağustos 2018’de iki katına çıkmıştır. Temmuz 2018’den

Ağustos 2018 dönemine ise PTF %44 oranında artmıştır. 79 aylık dönem boyunca sadece %62 oranında artan bir verinin, yeni açıklanan bir tarife ile iki katına çıkması tahmin zorluğunu beraberinde getirmektedir. 2017 yılında, 2018 yılı için yapılan tahminlemede dolar kuru, brent petrol fiyatı, Avrupa gaz fiyatları vb. diğer değişkenlerdeki artış öngörüsü tutarlı olsa bile, bu tarz ani değişimler modellerin tahmin performansının düşmesine sebep olmaktadır. Bu sebeple eğitilen modeller sapması çok yüksek olan bu modeller için gerçek veriler alınarak sonuçlar elde edilmiştir. Bu sayede yıl içerisindeki anormal değişimlerin oluşturacağı olumsuz etkinin önüne geçilmiştir. Modellerin güncel hayattaki uygulamalarında ise, bağımlı değişkenlere ilişkin yeni veriler oluştuğunda, modellerin tekrar çalıştırılması ve tahminlerin güncellenmesi gerekmektedir.

2019 yılında başlayan ve dünyada etkisini gösteren COVID-19 sebebi ile tüketim ve üretim düşmüş, elektriğe ve diğer kaynaklara olan talep azalmıştır. Buna bağlı olarak veriler normal eğiliminden daha farklı bir şekilde değişim göstermiştir. Normalleşme süreci ile düşük olan talep yükselmiş ve enerji tüketiminde artış meydana gelmiştir (Karaman, 2022).

2022 yılında Rusya ile Ukrayna arasındaki savaş, Avrupa ülkelerinin ekonomi piyasalarında etki oluşturmuştur. Hatta savaşın küresel çapta da etkileri olmuştur. Savaş sebebi ile petroldeki arz güvenliğinin tehlikeye girmesinin getirdiği endişeler ham petrolün 8 yıllık bir aradan sonra ilk defa 100 Amerikan Doları'nın üzerinde işlem görmesine sebep olmuştur. İngiltere ve Hollanda'da ise gaz fiyatları %40-50 civarında artış göstermiştir (Bakan, 2022).

Yukarıda belirttiğimiz sebepler gibi elektrik arz ve talebine etki eden, hammadde fiyatlarını artıran ancak önceki yıllara ait veriler ile elde edilemeyecek sonuçları barındıran durumlarda hem PTF tahmini hem de PTF'ye etki eden faktörlerin tahmini oldukça zorlaşmaktadır.

5. YÖNTEM

Hem PTF tahmini hem de tüketim tahmini olmak üzere birçok akademik çalışma yapılmıştır. Yapılan bu çalışmada hem PTF'nin geçmiş değerlerine bağlı olarak bir çıkarım yapılmış, hem de PTF ile ilişkili olan diğer değişkenleri inceleyerek, bunların sonuçlara olan etkisini kıyaslanmıştır. Çalışma veri seti olarak geniş ve farklı değişkenlerin etkilerini tespit edip, yöntemlerinde kullanan bir çalışma olma özelliği taşımaktadır. Benzer çalışmalarda genellikle kurulu güç ve tüketimin sabit tutuluyor olması sebebi ile kısa dönemli (short-run) fiyat tahmini incelenmektedir. Çalışmada fiyata etki eden değişkenleri tespit edilerek, uzun dönemli (long-run) bir tahmin modelleri kurularak, modeller arasında kıyaslama yapılmıştır.

Benzer çalışmalar, oluşturulan veri setleri, genelde 1-2 yıl gibi bir aralığı kapsamaktadır. Yapılan bu çalışmada daha geniş bir veri aralığı ile çalışılmış olup, Ocak 2012 ile Aralık 2022 dönemleri arasındaki 132 aylık (11 yıllık) Piyasa Takas Fiyatları ve bununla ilişkili olduğu varsayılan değişkenler kullanılmıştır.

Çalışmada makine öğrenmesi ve zaman serisi teknikleri kullanılmıştır. Veri setinin tamamı bulunduğu için eksik verilerin tamamlanmasına ihtiyaç duyulmamıştır. Bu süreç için ayrı bir ön işlem (preprocess) yapılmamıştır. Sadece kurulu güç verisi için geçmiş yıl verilerinde yıllık verilerin aylık verilere dönüştürülmesi sırasında doğrusal interpolasyon kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan makine öğrenmesi ve zaman serisi yöntemlerine ilişkin detaylar bu bölümde detaylandırılmaktadır.

5.1. Doğrusal (Lineer) Regresyon

Doğrusal veya lineer regresyon olarak ifade edilen bu tahmin yöntemi en az bir adet bağımsız değişken ile doğrusal (lineer) bir ilişkin kurarak tahmin oluşturmaya yaramaktadır. Bu yöntem dağınık olmayan veri kümeleri için güvenilir çıktılar sağlayabilmektedir (Çolakoğlu, 2020).

Lineer regresyonun amacı, mevcut veriler ile doğrusal bir ilişki yakalayabilmektir. Lineer regresyon denklemi incelendiğinde; bağımlı değişkenin herhangi bir noktadaki

değerini bulabilmek için, sabit terimin, bağımsız değişkenin eğimi ile çarpılması ile oluşan değeri ve hata bileşeni toplanmaktadır. Burada amaç en az hata değeri ile tahmini gerçekleştirebilmektir. Ancak adından ve formülünden de anlaşılacağı üzere lineer regresyon belirli bir eğimdeki doğrusal ilişki olan değerler için, başarılı tahmin sonuçları verecektir. Ancak doğrusal olmayan veri kümeleri için hata değerimiz daha yüksek olacaktır.

,

Doğrusal regresyon ile analiz yapmak için veri setinin eksiksiz ve güvenilir olması önemlidir. Ancak bazı durumlarda istenilen verilere tam olarak ulaşılamamaktadır. Bu sebeple doğrusal regresyona hazırladığımız verilerde sağlıklı sonuçlar alabilmek için aşağıdaki ön işlem (preprocess) yapmaktayız.

- Hedef değeri bilinmeyen örneklemeleri kaldırma
- Boş sütunları kaldırma
- Eksik değerleri ise ortalama değerler ile doldurma

Bir regresyon modelinde bağımsız değişkenlerin arasında ilişki olmaması durumu “Çoklu Doğrusal Bağlantı” olarak tanımlanmaktadır. Bu da R^2 değeri yüksek olsa bile, t testine göre daha düşük anlam düzeyini yakalaması gibi durumları beraberinde getirir. Çoklu doğrusal bağlantı için aşağıdaki durumlar incelenmektedir.

- İki bağımsız değişkenin arasında korelasyon katsayısının yüksek olması,
- T testi genel olarak anlamsız ama, F testi anlamlı ise,
- VIF (Variance Inflation Factors) değeri yüksek ise (Çiftsüren, 2017),

Çoklu Doğrusal Bağlantı sorununu çözmek için günümüzde LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) ve Ridge regresyon modelleri kullanılmaktadır.

- Ridge Regresyon

Bu yöntemde bağımsız ile bağımsız değişkenlerde standartlaştırma yapılmaktadır. Oluşturulan katsayılar ise orijinal birimlerine tekrar dönüştürülmektedir (Albayrak, 2005). Mevcut doğrusal regresyon modelinde kullandığımız en küçük kareler yönteminin çoklu doğrusal bağlantı sorunlarında yetersiz kalmasını gidermek için

uygulanmaktadır. Tüm bağımlı ve bağımsız değişkenlerin ortalamadan farkı alınır. Sonrasında standart sapmasına bölündükten sonra, eski birime getirilir (Çiftsüren, 2017).

- LASSO - Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

Ridge yönteminin amacı olduğu gibi, bu yöntemin de amacı çoklu doğrusal bağlantı sorununu ortadan kaldırmaktır. Bu yöntemde ceza terimleri ile katsayılar sıfıra doğru zorlanır. Bu yöntem değişken ve tahmini aynı anda yapan bir yöntemdir. Tahmin seçimi yapan Ridge modeline göre farkı ise değişken seçimi yapmamasıdır (Çiftsüren, 2017).

- Karma Modeller

LASSO ve Ridge modellerinin etkilerini, belirli oranda kullanarak yeni modeller kurabiliriz. Bu sayede çoklu doğrusal bağlantı sorunu ile karşılaşılan durumlarda, LASSO veya Ridge yerine, iki modeli karma olarak kullanarak daha başarılı sonuçlar elde etmek mümkün olabilecektir.

5.2. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine) (SVM)

1990'ların başında geliştirilen ve 1995'te yayınlanan Support Vector Machine (Destek Vektör Makineleri) Vladimir tarafından geliştirilmiştir. SVM'ler, sınıflandırma problemlerini ve regresyonu iyi bularak çözmeyi amaçlayan bir yöntemdir. SVM, veri kümesini kullanarak bir model oluşturur, eğitim kümesinde kendi karşılıklarını bulur, veriler sınıflara ayrılırken destek vektörleri kullanılır, oluşturulan destek vektörler ise karara en yakın olan veri noktalarını göstermektedir. SVM noktaları bir düzlem ile sınıflara ayırır ve en iyi düzlemi bulmaya çalışır (Cortes & Vapnik, 1995).

Destek vektör makineleri, istatistiksel öğrenme teorisindeki gelişmelere dayanan güçlü bir makine öğrenmesi tekniğidir. Bu yöntem, veri sınıflandırma ve regresyon için kullanılır. SVM (Destek Vektör Makinesi), genelleştirme hatasını minimize ederek bir fonksiyonun tahminini gerçekleştirir ve aşırı öğrenme problemlerine karşı dirençlidir. Ayrıca çeşitli zaman serilerinin tahmin problemlerinde yüksek bir genelleştirme performansı sergilemektedir. SVM, yapay sinir ağlarının lokal minimuma takılma gibi

dezavantajlarını ortadan kaldıran bir yöntemdir, çünkü hataları empirik risk minimizasyonu prensibiyle minimize eder. SVM, veriyi daha büyük boyutlu bir özellik uzayına haritalayarak çalışır ve özellik uzayının boyutundan bağımsız olarak iyi bir performans sergiler (Kaynar, Yüksek, & Demirkoparan, Genetik Algoritma İle Eğitilmiş Destek Vektör Regresyon Kullanılarak Türkiye'nin Elektrik Tüketim Tahmini, 2016)

Destek Vektör Makineleri - Support Vector Machine (SVM), nesneleri etiketleyerek sınıflandırma yöntemiyle çalışan bir makine öğrenimi algoritmasıdır. Nesnelerin bir veya birkaç özelliği ile, sınıflar arasındaki bağları kullanarak karar vermeyi sağlar (Atalan, 2022).

Destek Vektör Mekanizması, sınıflandırma ve eğri uydurma problemlerini çözmek için kullanılır. Yapısal riski aza indirerek, sınıf etiketi ile tanımlama yaparak, girdi verilerini sınıflara ayırır. Karar fonksiyonu eğitim verisi ile birbirinden ayrılır (Koruyan & Ekeryılmaz, 2022).

5.3. Neural Network (Yapay Sinir Ağları)

1940'tan sonra bilgisayar tabanlı teknolojilerin ilerlemesi ile yapay sinir ağları ile ilgili çalışmalar da ilerlemiştir. İnsanda bulunan sinir sisteminin bir benzeri olması sebebi ile bu yöntem yapay sinir ağları ismi verilmiştir. Modellenmesi zor ve karmaşık modelleri incelemede yaygın olarak kullanılan yapay sinir ağları, yüksek hata toleransı, makine öğrenmesi sayesinde makul neticelere ulaşılması sayesinde çok kullanılan bir yöntemdir. Problemin çözülmesi için birçok bağlı işlemin, problem çözümünde kullanılması amacıyla yapılmasıdır. (Arslan & Ertuğrul, 2022).

Yapay Sinir Ağları, aynı insan beynindeki sinirlerin bağlanma şekli gibi bağlantılar sayesinde birbirine bağlanan işlem elemanlarının bilgi işleme yapısıdır. Sinir ağlarındaki yapının bilgisayar programlarında kullanılan hali olarak da yorumlanabilir

(Şenocak & Kahveci, Gün Öncesi Piyasasında PTF Dönemsel Ağırlıklı Fiyat Ortalama Tahmini, 2016).

Yapay sinir ağları (YSA), matematiksel hücrelerin yapay olarak ağırlıklandırılarak farklı paralel ve seri bağlantılarla oluşturulan sistemlerdir. Bu sistemler, insan beynindeki sinir hücreleri (nöron) temel alınarak modellenmiştir. Başka bir tanıma göre, Yapay Sinir Ağları, bilgisayar sistemlerinin otomatik olarak öğrenme yoluyla yeni bilgileri türetebilme, oluşturabilme ve ortaya çıkarabilme yeteneklerini insan beyninin özelliklerine dayanarak geliştirmek amacıyla kullanılır. YSA'lar, genellikle doğrusal olmayan ve klasik yöntemlerle zor çözülebilen problemlerin çözümünde önemli bir alternatif olarak dikkat çekmektedir (Kölmek, Türkiye Elektrik Dengeleme ve Uzlaştırma Piyasasındaki Sistem Gün Öncesi Fiyatının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Modellenmesi, 2012).

Elektrik fiyat tahmin modelleri, literatürde farklı yöntemlerle yapılmaktadır. Bunlardan daha çok değişken ile işlem yapabileceğimiz ve daha güncel yöntemlerden olan zaman serileri ve ekonometrik modelleri içeren istatistiksel model olup, bir diğeri ise, yapay sinir ağları yöntemidir (Lago, Ridder, Vrancx, & Schutter, 2018).

Neural Network (Yapay Sinir Ağları), girdiler ile çıktıları veya hedef değişkenleri birbirine bağlayan nöronlar olarak ifade edilir. Bu sayede her bir nöron sinapslara bağlıdır. Girdileri ağırlıklandırarak yeni sinapslar oluşturulur. Eğitim seti aşırı tekrarı içermeyen ve uyumlu verilerden seçilmelidir. Aksi takdirde hata oranının artması durumu söz konusudur (Atalan, 2022). Çok katmanlı algılayıcı ile doğrusal olmayan modellerde bile doğrusal modellerdeki gibi iyi bir performans alınabilmektedir.

Yapay sinir ağlarındaki öğrenme süreçlerinde model, elde edilen değer ile gerçek değer arasındaki farkı yani hata miktarını minimize etmek için farklı iterasyonlar yapar. Öğrenme işlemi kabul edilebilir bir değere ulaşana kadar devam eder. Mevcut veri seti ile elde edilen model, daha önceden kullanılmamış bir veri ile test edilir. Elde

edilen sonucun beklentileri karşılamaması halinde modelde iyileştirmeler yapılabilir (Karatekin & Başaran, 2022)

Temel olarak aşağıdaki şekillerde sınıflandırılır.

- Gizli Katman Sayısı: Tek katmanlı veya çok katmanlı
- Nöronlar arasındaki bağlantı yapısı: İleri beslemeli veya geri beslemeli

5.4. SGD (Stochastic Gradient Descent) (Olasılıksal Dereceli Azalma)

Bir değişkenin, diğer değişkendeki değişimlere göre değişim derecesini ölçen, örneklerin rassal olarak seçildiği bir makine öğrenmesi modelidir. Çok sayıda veriyi sınıflandırmaya yarayan yöntemlerden birisidir (Koruyan & Ekeryılmaz, 2022).

Algoritma, her seferinde bir örneği dikkate alarak gerçek bir eğime yaklaşır ve eş zamanlı olarak modeli, kayıp fonksiyonunun eğimine göre günceller. Özellikle büyük ölçekli ve seyrek veri kümeleri için iyi sonuçlar elde edilebilir (Orange Visual Programming, 2015).

Makine öğrenmesi yöntemlerinden birisi olan SGD, büyük ölçekli problemlerde başarılı sonuçlar elde etmektedir. Eğitim örneği için ağırlık katsayısı güncellenerek, eğitim kümesindeki her bir örnek için uygulanır. Bu yöntem büyük ölçekli problemler için başarılı sonuçlar elde edilen aynı zamanda da uygulaması kolay olan bir yöntemdir (Çiper, 2019).

5.5. ARIMA

ARIMA, fark alarak durağan hale getirilmiş seriler ile oluşturulan modellerdir. Bu tarz modellere “durağan olmayan skolaistik modeller” denir. Bu model AR ve MA modellerinin birleşmesi ile oluşan ARMA modelinin durağan hale getirilmiş şeklidir. ARIMA (p,d,q) şeklinde gösterilmektedir.

- AR: (p) otoregresif modeli
- I: (d) fark alma derecesi
- MA: (q) hareketli ortalama

olarak ifade edilmektedir (Kaynar & Taştan, Zaman Serileri Tahmininde Arıma-Mlp Melez Modeli, 2009).

ARIMA (Otomatik Regresif Entegre Hareketli Ortalama) modelleri, durağan olmayan zaman serilerine uygulanan ve fark alma işlemi ile durağan hale getirilebilen modellerdir. Bu modeller, d dereceden farkı alınmış serilere uygulanır. AR (Otokorelasyon) bileşeni, değişkenin t-dönemindeki değerini belirli sayıda geri dönem değeri ve aynı dönemdeki hata teriminin doğrusal bir fonksiyonu olarak ifade eder. MA (Hareketli Ortalama) bileşeni ise değişkenin t-dönemindeki değerini aynı dönemdeki hata terimi ve belirli sayıda geri dönem hata terimlerinin doğrusal bir fonksiyonu olarak ifade eder. AR ve MA bileşenlerinin birleşimiyle oluşan modeller ARIMA (p, d, q) şeklinde genel olarak gösterilir. Burada p ve q, sırasıyla AR modelinin ve MA modelinin derecesini, d ise fark alma derecesini ifade eder (Tayşı, Biricik, & Bozkurt, Türkiye Elektrik Piyasası için Fiyat Tahmin Sistemlerinin Değerlendirilmesi, 2015).

ARIMA, zaman serileri analizinde sıkça kullanılan bir geliştirme yöntemidir. Bu metod, geleceği tahmin etmek amacıyla çeşitli alternatif modeller arasından en iyi uyanı seçme yaklaşımını benimser. Tahminler, bir değişkenin önceki değerlerine, hata terimlerine ve bu ikisinin kombinasyonuna dayanarak yapılır. Bu sayede, değişkenin kendi iç dinamik yapısı anlaşılmaya çalışılır. Yöntem, temel olarak otoregresif (AR), hareketli ortalama (MA) ve bu ikisinin birleşimi olan otoregresif hareketli ortalama (ARMA) olmak üzere üç ana model türünü içerir. Eğer değişkenin mevsimsel etkiler taşımadığı düşünülüyorsa, otoregresif modeller (AR), geçmiş değerlerin bir fonksiyonu ile tahminler oluşturur. Hareketli ortalama modelleri (MA) ise hata terimlerinin bir fonksiyonu ile tahmin yapar. Otoregresif hareketli ortalama modelleri (ARMA), ise geçmiş değerlerin ve hata terimlerinin ortak bir fonksiyonu ile tahmin edilir. Eğer zaman serisi durağan değilse, ARMA modelini durağan hale getirmek için

fark alma işlemi gerektiğinde, bu model Bütünleşik Otoregresif Hareketli Ortalama (ARIMA) olarak adlandırılır. Pek çok zaman serisinin durağan olmaması sebebi ile AR, MA ve ARMA gibi modelleri uygulamak mümkün olmayacaktır. Seriyi durağan hale getirmek, serinin farkının alınması ile mümkündür. Durağanlığın sağlanıp, sağlanmadığının kontrolü ise otokorelesyon fonksiyonunu inceleyerek ve birim kök testleri ile yapılabilir. Mevsimsellik bulunmayan veya durağan olmayan serilerde birinci dereceden fark almak yeterli olmaktadır (Can, İşletmelerde Zaman Serileri Analizi İle Tahmin, 2009).

6. VERİ SETİ

Yapılan bu çalışmada amaçlanan Gün Öncesi Piyasası'nda oluşan fiyat değerinin (PTF) aylık ortalamasının tahmin edilmesidir. Piyasanın işleyiş şeklinin arz ve talebin kesiştiği noktada oluştuğu ve temel olarak arz ve talebe etki eden farklı değişkenleri ya da bunlarla ilişkili değişkenler incelenmiştir. Oluşturulan veri setindeki değişkenlerin PTF ile ilişkileri gözlemlenmiş, buna göre ilk tahmin sonuçları ile veri seti gözlemlenmiş, veri setindeki değişkenler ilişkiye göre daraltılarak çalışmalar tekrarlanarak daha başarılı tahmin sonuçları elde edilmeye çalışılmıştır. Bu bağlamda tavan fiyat 2010 yılında değişen mevzuat için 2010 yılı ve öncesi için sonuçlara olumsuz etki eden bir değişken iken, 2011 ve sonrasında tahminlere olumlu etkisi olan bir değişken halini almıştır.

6.1. Veri Toplama Araçları

Veriler EPIAŞ, BOTAŞ, TEİAŞ, TCMB, Dünya Bankası, MGM gibi kurumlara ait verilerden elde edilerek derlenmiştir. Veri setinde kullanılan hangi verinin, hangi kaynaktan temin edildiğine dair detaylar Tablo 3'te bulunmaktadır.

Tablo 8. Veri Setindeki Verilerin Temin Edildiği Kurumlar

Veri	Kaynak
BOTAŞ Tarifesi	BOTAŞ
Dolar_Kuru	TCMB
PTF Aritmetik Ortalama	EPIAŞ
Maksimum PTF	EPIAŞ

Brent Petrol	Dünya Bankası
Doğalgaz Amerika	Dünya Bankası
Doğalgaz Avrupa	Dünya Bankası
LNG Japonya	Dünya Bankası
Doğalgaz Endeksi	Dünya Bankası
Güney Afrika Kömürü	Dünya Bankası
Türkiye Brüt Elektrik Talebi	TEİAŞ
Toplam Kurulu Güç	TEİAŞ
Tavan Fiyat	EPIAŞ
Sıcaklık	MGM

6.2. Verilerin Toplanması

Çalışma sırasında verilerin aynı formatta, güncel ve doğru olması önemlidir. Bu sebeple veriler aylık formatta, ilgili kurumlardan temin edilmiştir.

6.3. Dönem

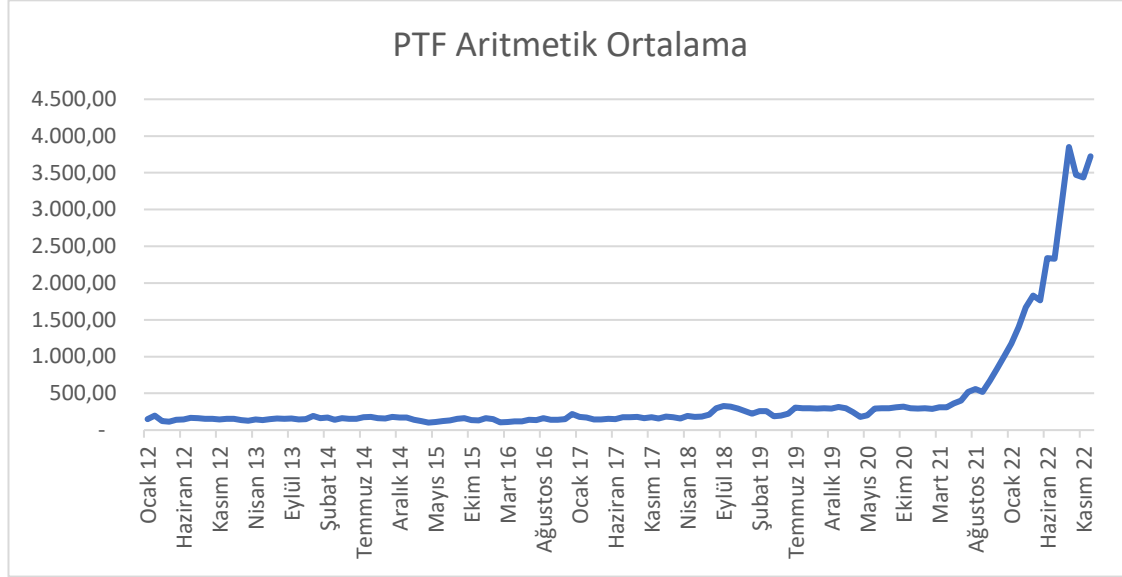
Aylık fiyat tahmini yapılacağı için, PTF ve diğer değişkenler de aylık veri şeklinde derlenmiştir. Veri setinde Ocak 2012 döneminden, Aralık 2022 dönemine kadar 132 aylık (11 yıllık) veri bulunmaktadır. Diğer veriler de aynı şekilde aylık değerleri içerecek şekilde temin edilmiştir.

6.4. Piyasa Takas Fiyatı (PTF) Aritmetik Ortalama

Bu çalışmanın hedefi, Piyasa Takas Fiyatı'nın tahmin edilebilmesidir. Bu sebeple tezin önceki bölümlerinde yer alan Piyasa Takas Fiyatı'nın oluşumuna etki eden diğer değişken verilerin veri tabanına eklenmesi amaçlanmıştır. Bu veriler aylık aritmetik ortalama değer olarak alınmıştır. PTF'ye ilişkin veriler ise EPIAŞ'ın raporlama platformu²⁹ üzerinden temin edilmiştir. Değerler platform üzerinde megawattsaat başına Türk Lirası (TL/MWh) şeklinde yayınlanmaktadır. Bu verilerin aylık periyotlar

²⁹ <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/ptfSmfDonemlik.xhtml>

halinde olması sebebi ile, veri setine eklenen diğer veriler de bu formata uygun olacak şekilde eklenmiştir.



Şekil 18. PTF'nin Dönemlere Göre Değişimi³⁰

6.5. Brent Petrol Fiyatı

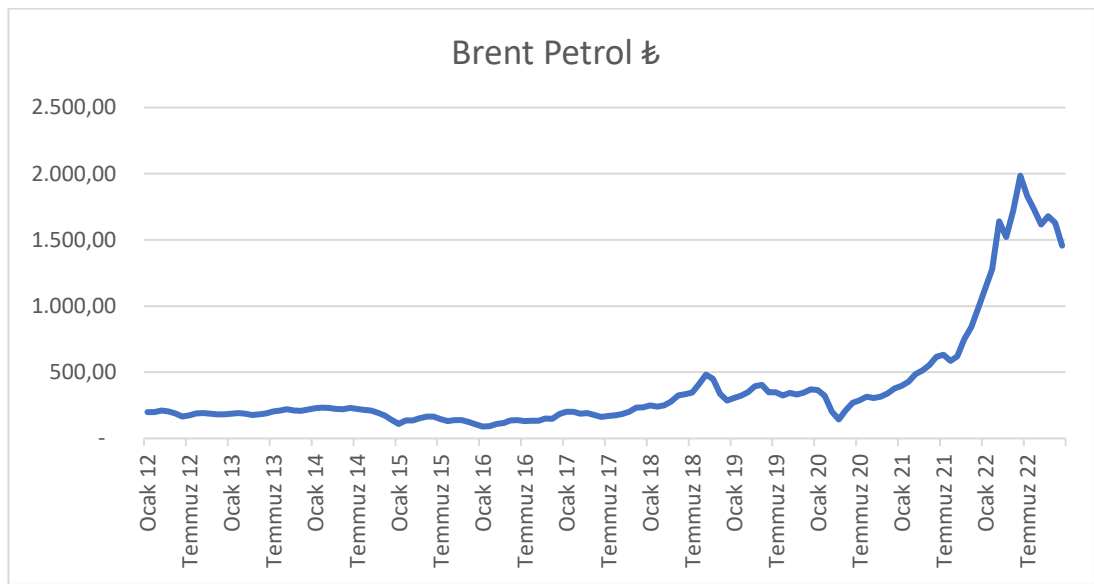
Brent petrol dünya çapında geçerli ve sürekli değişen bir fiyata sahiptir. Türkiye’de bazı fosil kaynaklardan elektrik üreten santralleri fuel oil gibi yakıtları kullanmaktadır. Hem bu santrallerin maliyetlerindeki değişkenlik hem de enerji fiyatlarının birbirleri arasında oluşan dolaylı etkileşim sebebi ile “Brent Petrol” fiyatı da veri setimize eklenmiştir. Brent petrol fiyatına ilişkin veriler “Dünya Bankası”nın yayınladığı “Pink Sheet” “Aylık Veriler” den temin edilmiştir (The Wolrd Bank, 2023). Bu veriler Dünya Bankası tarafından Dolar bazlı olarak paylaşılmaktadır. Elimizdeki PTF verilerinin “Türk Lirası” cinsinden olması sebebi ile (TCMB, 2023)’ten temin edilen aylık Dolar Kuru ortalamaları ile ilgili dönemlerdeki petrol fiyatları Türk Lirası’na çevrilmiştir.

24 Şubat 2022 tarihinde Rusya ile Ukrayna arasında başlayan savaş, Dünya’da petrol üretiminde ciddi payı olan Rusya’nın da taraf olması sebebi ile Brent Petrol

³⁰ <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/ptfSmfDonemlik.xhtml>

fiyatlarında ciddi artışa sebep olmuştur. Şekil 17’den de görüleceği üzere Brent Petrol fiyatı, savaşın başlangıç tarihinde ciddi artış kaydetmiştir.

Yapılan akademik çalışmalarda ham petrol fiyatlarının, doğalgaz fiyatlarını etkilediği, ancak doğalgaz fiyatlarının, ham petrol fiyatlarını etkilemediği yönündedir (Çetin & Yağız, 2020). Petrol fiyatlarının, doğalgaz fiyatlarını etkilemesi, doğalgaz ile elektrik üreten santrallerin ise maliyetinin, doğalgaz fiyatına göre değişiyor olması sebebi ile petrol fiyatı da, elektrik fiyatına etki eden değişkenler arasındadır.

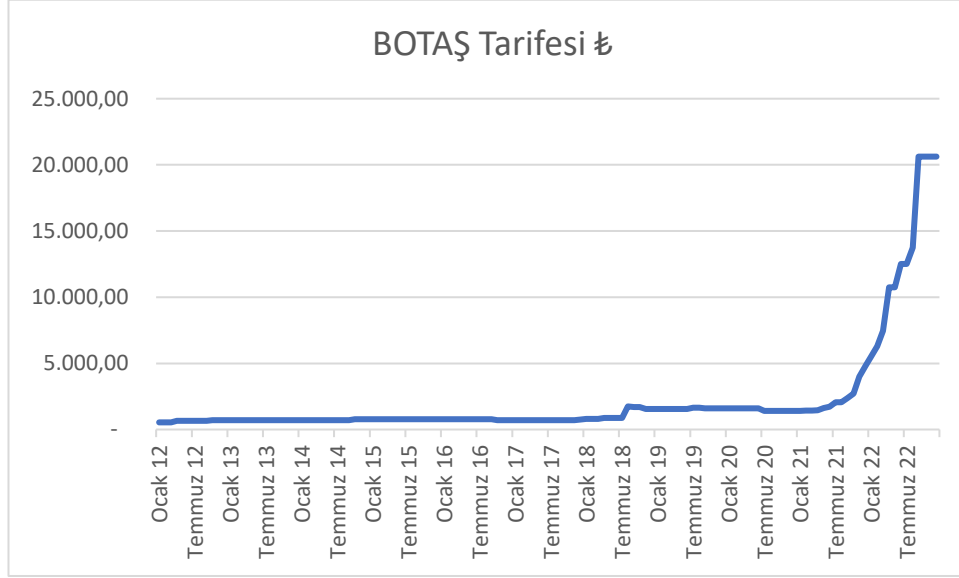


Şekil 19. Brent Petrol Fiyatının Dönemlere Göre Değişimi

6.6. BOTAŞ Tarifesi

BOTAŞ 1974 yılında petrolün bor hatları ile İskenderun’a taşınması amacıyla kurulan, 1986 yılından itibaren doğalgazın ticaretini de yapma başlayan bir Kamu İktisadi Teşebbüsü (KİT) statüsündedir (BOTAŞ, 2023). BOTAŞ yurt içinde farklı abone gruplarına, farklı fiyattan doğalgaz satışı gerçekleştirmektedir. BOTAŞ tarifelerini aylık olarak kendisine ait olan www.botas.gov.tr web sitesinden yayınlamaktadır. BOTAŞ’ın Konut, Konaklama, OSB vb. farklı tarife tipleri bulunmaktadır. Tarife tiplerinde “Elektrik Üretimi Amaçlı Kullanım” birim fiyatını da içeren ayrı bir sütun bulunmaktadır. Verileri toplanırken BOTAŞ’ın ilgili aylarda yayınladığı “Elektrik Üretimi Amaçlı Kullanım” için bulunan “TL/ Sm3” birim fiyatını aylık olarak baz alınmıştır. Bu değer bir standart metreküp için elektrik üretimi amaçlı kullanımdaki

doğalgaz birim fiyatını ifade etmektedir. Türkiye’de doğalgazdan elektrik üreten santrallerin payı 2022 yılı için %22³¹ dir. Bu sebeple elektrik üretimi amaçlı kullanım için uygulanan doğalgazın birim fiyatının, maliyeti artırıcı bir unsur olması sebebi ile Piyasa Takas Fiyatı’na etki etmesini beklenmektedir.

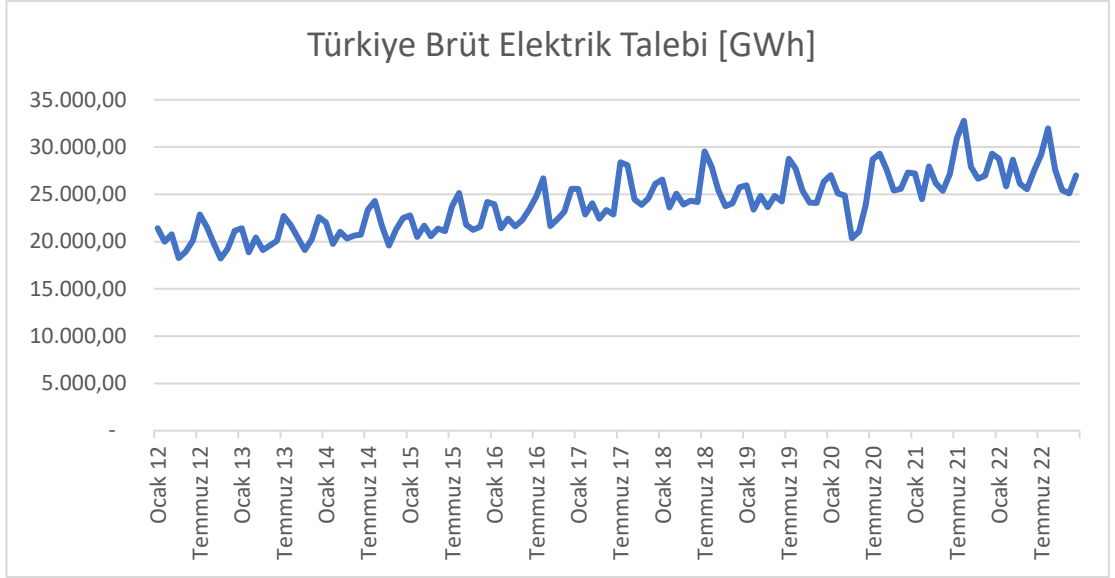


Şekil 20. Brent Petrol Fiyatının Dönemlere Göre Değişimi

6.7. Türkiye Brüt Elektrik Talebi Miktarı

Sistemden çekilen elektrik miktarı temel olarak bizlere yaklaşık olarak tüketimi yani talebi vermektedir. Gün öncesi piyasasında oluşan fiyatın, arz ve talebin kesiştiği noktada oluşuyor olması sebebi ile talebin düştüğü noktalarda fiyatın da düşük olmasını beklenmektedir. Talebin düşük olduğu saatlerde (gece saatleri, hafta sonu, resmî tatil vb.), Piyasa Takas Fiyatı’nın da düştüğünü gözlemlenmektedir.

³¹ TEİAŞ YTBS (Yük Tevzi Bilgi Sistemi) Verilerinden derlenmiştir.



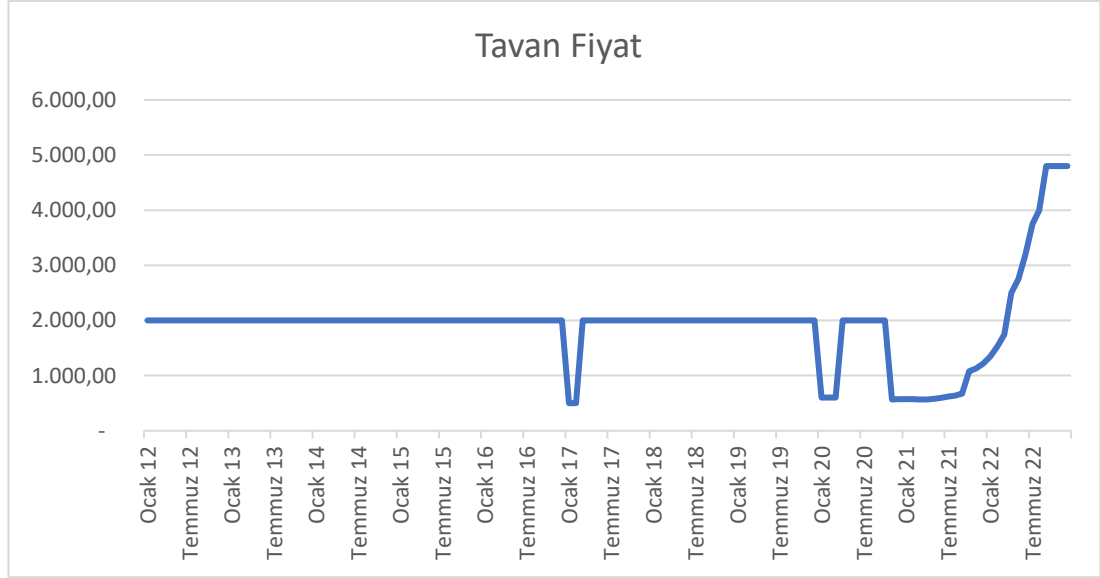
Şekil 21. Türkiye Brüt Elektrik Talebi’nin Dönemlere Göre Değişimi

Yukarıdaki grafik incelendiğinizde hem mevsimselliği (sisteme verilen enerjinin bazı aylar düşüp, bazı aylar yükseldiğini) hem de COVID-19 salgın süreci haricinde belirli bir eğimle arttığını gözlemlemekteyiz. UEVM verileri (TEİAŞ, 2023)’tan temin edilmiştir.

6.8. Tavan Fiyat

Gün Öncesi Piyasası’nda yayınlanan tavan fiyatın üzerinde bir fiyat oluşması söz konusu olmamaktadır. Arz ve talebin kesiştiği saatlerde tavan fiyat olması mümkün değildir. Ancak tavan fiyat uygulaması sebebi ile bazı saatlerde, arz miktarı talebi karşılamamaktadır. Bu saatlerde, ilgili saatler için uygulanan tavan fiyat oluşmaktadır. EPDK’nın yayınladığı Dengeleme ve Uzlaştırma Yönetmeliği’nin 60. Maddesi’ne göre bu saatlerde piyasa katılımcılarının alış miktarını eşit oranda azaltması durumu söz konusu olabilmektedir. Tavan fiyat uzun yıllar boyunca 2.000 Türk Lirası olarak uygulanmıştır. Fiyatların aşırı yükselme riski sebebi ile tavan fiyat 1 Mart 2020 ile 31 Mart 2020 tarihleri arasında 600 Türk Lirası olarak uygulanmıştır. EPDK’nın 5 Ekim 2020 tarihli ve 9598 sayılı kararı ile tavan fiyat bir sistematik çerçevesinde sınırlandırılmıştır. Bu sistem ise “azami fiyat limitleri ise içinde bulunulan takvim ayı esas alınarak iki ay önceki takvim ayından itibaren geriye dönük 12 aylık PTF ağırlıklı ortalamalarının iki katı olarak uygulanır.” şeklinde bir sınırlandırma getirilmiştir. Böylece fiyatlardaki ani artışların önüne geçilmesi hedeflenmiştir. Bu kararın

yayınlandığı dönem olan Ekim 2020 dönemi için tavan fiyat 563 TL/MWh olarak belirlenmiştir. 2022 yılında yaşanan enerji krizi ile alınan özel kararlar ile tavan fiyat 4.800 TL/MWh seviyelerine kadar yükseltilmiş olup, EPDK'nın 29.12.2022 tarihli ve 11499 sayılı kurul kararı ile 1 Ocak 2023 tarihinden itibaren 4.200 TL/MWh'a düşürülmüştür.

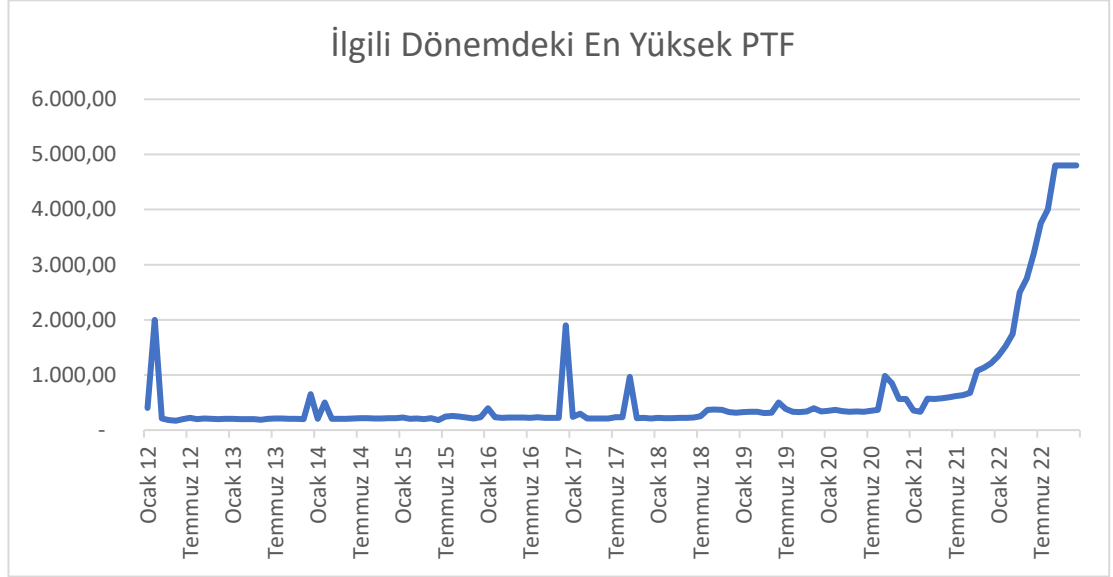


Şekil 22. Tavan Fiyatın Dönemlere Göre Değişimi

Tavan fiyat bazı dönemlerde piyasa takas fiyatına hiç etki etmemektedir. Grafikten de görüleceği üzere uzun bir süre boyunca 2.000 TL/MWh olan tavan fiyat, daha yüksek bir seviyede olsa bile fiyatı etkilemeyecektir. Ancak enerji piyasasında maliyetlerin hızla arttığı 2020 yılı ve sonrasında PTF'nin birçok saatinde tavan fiyat oluşmuş, arz ve talep kesişmemiştir. Bu sebeple özellikle 2020 yılından sonra tavan fiyatın, PTF'yi etkilemeye başlamıştır.

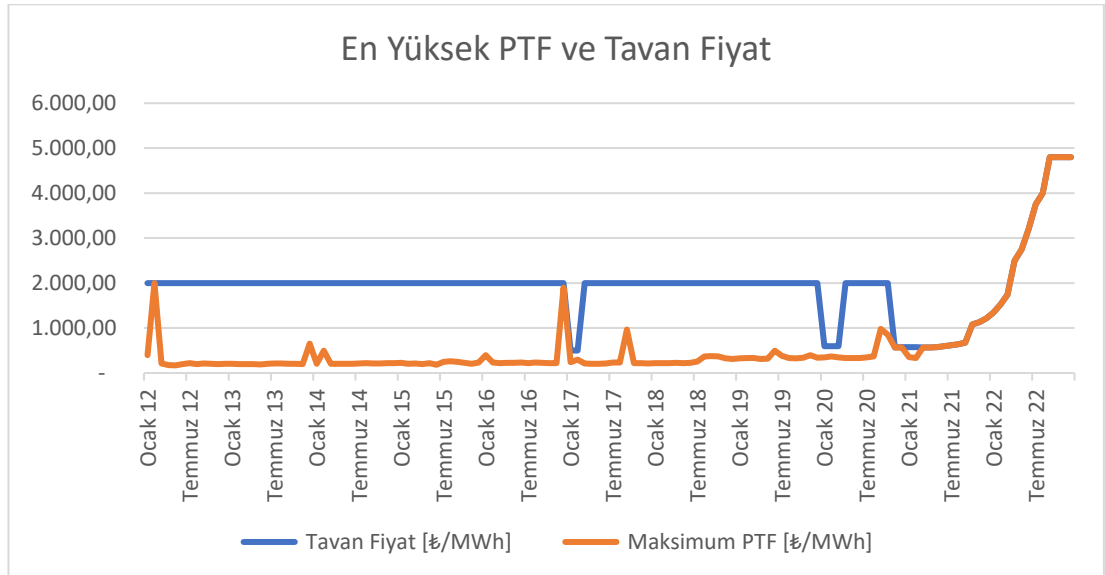
İlgili Dönemdeki En Yüksek Piyasa Takas Fiyatı değeri, o dönem içerisinde gerçekleşen en yüksek değeri vermektedir. Bu değer bazen bazı aylarda tavan fiyata eşit olduğu, bazı aylarda ise tavan fiyattan çok farklı olduğunu gözlemlenmektedir. Tavan fiyat ile ilgili dönemdeki en yüksek PTF değerinin eşit olduğu saatler bizlere ilgili dönem içerisinde herhangi bir saatte arz ve talebin kesiştiğini belirtmektedir. Ancak bazı dönemlerdeki en yüksek PTF değeri, tavan fiyatın çok altında olmuştur. Bu

saatlerde tavan fiyatın daha da yüksek olmasının, PTF'nin ortalamasına hiçbir etkisi olmayacaktır.



Şekil 23. İlgili Dönemdeki En Yüksek PTF'nin Dönemlere Göre Değişimi³²

Her iki grafik de ayrı ayrı incelediğinde tavan fiyatın bazı saatler için en yüksek PTF değeri ile kesiştiği gözlemlenmektedir. Aşağıda ise “Tavan Fiyat” ve “İlgili Dönemdeki En Yüksek PTF” değerleri tek bir grafikte gösterilmiştir.



Şekil 24. İlgili Dönemdeki En Yüksek PTF ve Tavan Fiyatın Grafiği

³² <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/ptfSmfListeleme.xhtml>

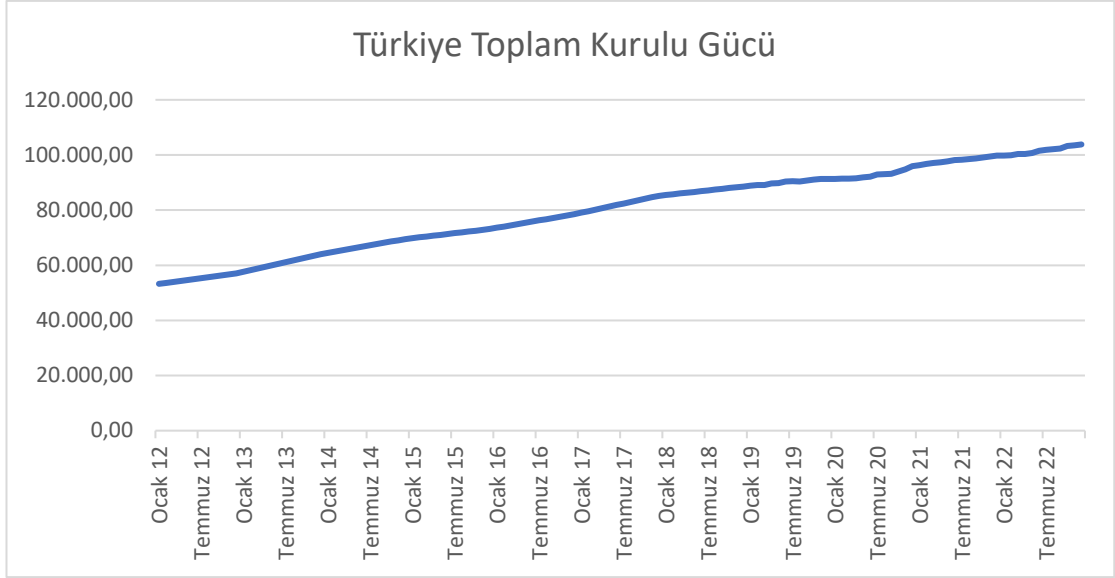
Yukarıdaki grafikten de görüleceği üzere Mart 2021 döneminden itibaren tavan fiyat ve en yüksek PTF değeri sürekli aynı değerleri almış ve arz ile talebin tavan fiyatta kesiştiği anlamına gelmektedir. Veri seti oluşturulurken hem tavan fiyat hem de ilgili dönemdeki en yüksek PTF değerini veri setine eklenmiştir. İlgili veriler EPIAŞ'ın Rapor Platformu³³ ve duyurularından temin edilmiştir.

Şekil 22'den de görüleceği üzere, ay içerisindeki en yüksek PTF değeri Mart 2021'e kadar neredeyse hiç kesişmiyorken, sonrasında birbiri ile aynı yönde hareket etmektedir. Yaptığımız testler sonucunda tavan fiyatın bağımlı değişken olarak kullanılması 2020 ve öncesi için sonuçlara negatif etki ederken, 2021 ve sonrasında pozitif etki oluşturmuştur. Bu sebeple modeller eğitilirken ve tahminleme yapılırken, 2021 öncesinde tavan fiyat değişkeni kullanılmamış olup, sonraki dönemler için kullanılmıştır.

6.9. Kurulu Güç

Santrallerin kurulu güçleri arzı sağlamada önemli bir etkidir. Elektrik üretimindeki maliyetin de fiyata etken bir unsur olduğu varsayımı ile TEİAŞ'ın yıllık raporlarından aldığımız veriler doğrultusunda Termik, Hidrolik, Jeotermal, Rüzgâr, Güneş ve Toplam Kurulu Güç olarak sınıflara ayırdık. Kurulu gücün ülkemizde yıllar boyunca sürekli arttığı gözlemlenmektedir. Ülkemiz için elektrik enerjisi arzı önemli bir unsurdur. Bu da elektrik üretiminde kullanılan kaynakları artırılarak sağlanabilecektir. Örneğin bir ülkenin elektrik üretiminin tamamı doğalgaza bağlı olursa doğalgaz kesintileri, boru hattı arızaları vb. sebepler ile ülkenin arz güvenliği tehlikeye girecektir. Tamamının hidroelektrik santrallere bağlı olması halinde ise yağışlar, barajlar ve nehir akıntılarındaki değişiklikler elektrik enerjisinin arz güvenliğini tehlikeye sokacaktır. Ayrıca santrallerin hem kendi tipleri içinde hem de farklı kaynaklara bağlı olarak verimliliklerinin aynı olmadığını belirtmek gerekmektedir. Yukarıdaki sebeplere bağlı olarak, (TEİAŞ, 2023)'tan aldığımız kurulu güç verileri, veri setine eklenmiştir.

³³ <https://rapor.epias.com.tr/rapor/xhtml/ptfSmfListeleme.xhtml>

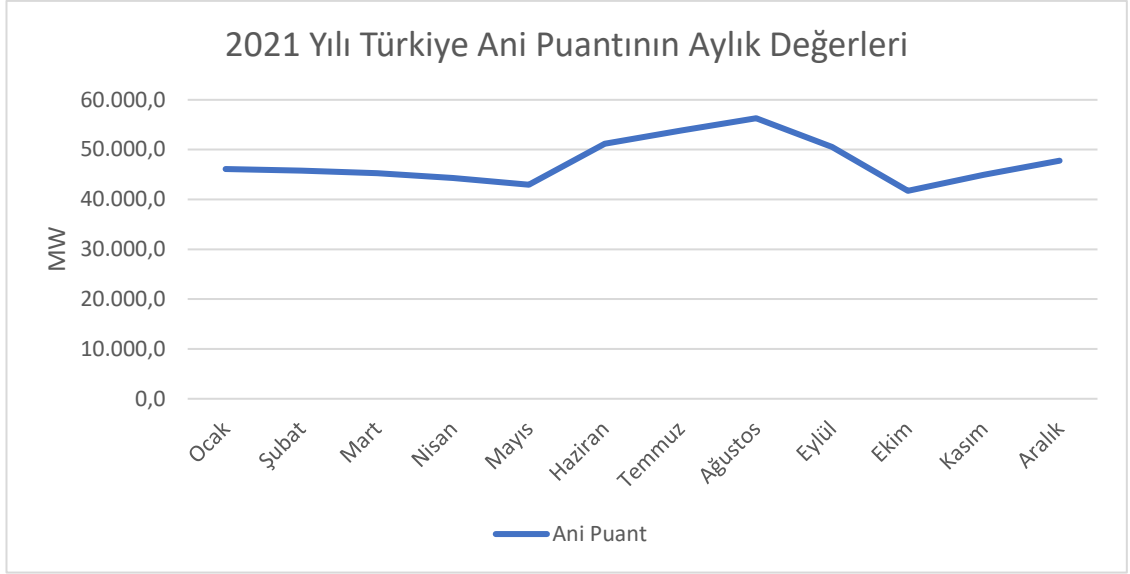


Şekil 25. Kurulu Gücün Kaynaklara Göre Değişimi³⁴

6.10. Sıcaklık

Hava sıcaklığı ülkemizde elektrik tüketimine etki etmektedir. Hava sıcaklığı arttığında soğutma sistemleri (klima vb.), hava sıcaklıkları düştüğünde ise ısıtma sistemleri (elektrikli ısıtıcılar vb.) elektrik talebinin artmasına sebep olmaktadır. Elektrik fiyatlarında mevsimsellik gözlemi yaptığımızda ısıtma ve soğutmaya az ihtiyaç olan dönemlerde PTF'nin düştüğünü, diğer aylarda ise yükseldiği görülmektedir. Türkiye'de elektrik puant (anlık en yüksek çekiş değerinin) en yüksek seviyesini yaz aylarında gördüğünü belirtilebilir. TEİAŞ'ın 2019 yılı Sektör Raporu'na göre sistem puant 31.07.2019'da saat 15:00'te 49.281 MW olarak gerçekleşmiştir.

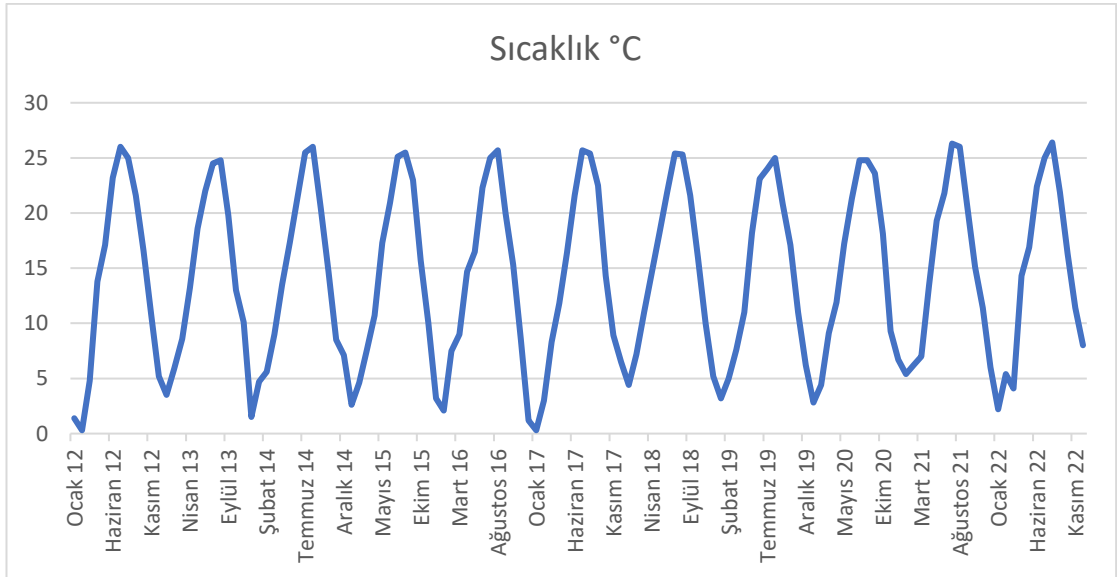
³⁴ <https://www.teias.gov.tr/turkiye-elektrik-uretim-iletim-istatistikleri>



Şekil 26. 2021 Yılı Ani Puant Değerleri³⁵

Yukarıdaki grafikte de görüleceği üzere ilkbahar ve sonbahar aylarında puant değeri düşmekte, özellikle yaz aylarında olmak üzere, yaz ve kış aylarında artmaktadır.

Aylık ortalama Türkiye sıcaklık verileri de veri setine eklenerek, PTF ile olan ilişkisi incelenmiştir.



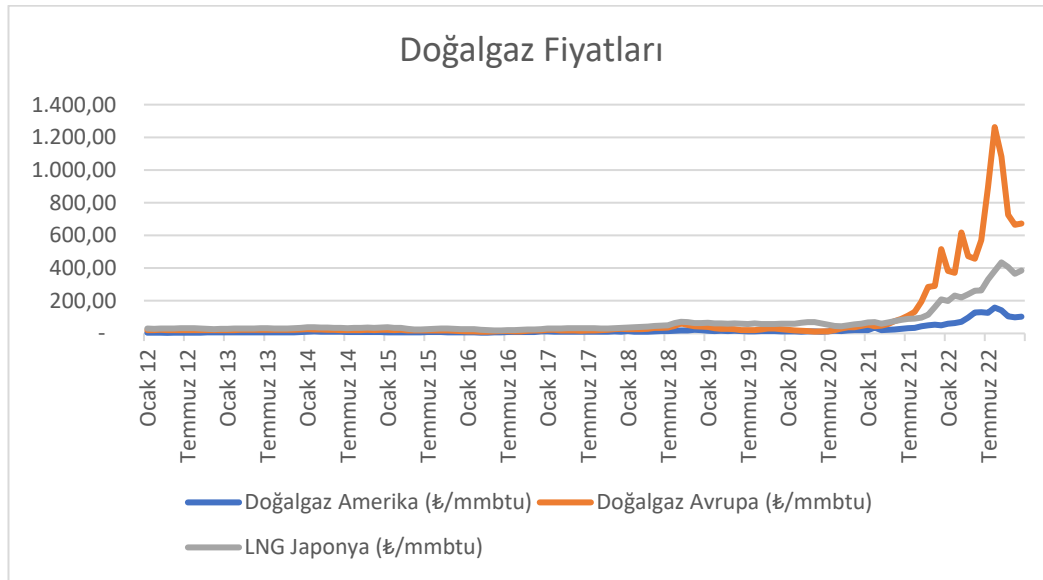
Şekil 27. Türkiye Sıcaklık Ortalamasının Aylara Göre Değişimi (MGM, 2023)

³⁵ <https://www.teias.gov.tr/turkiye-elektrik-uretim-iletim-istatistikleri>

Yukarıdaki grafikten de gözlemleneceği üzere, sıcaklık ortalaması yaz aylarında 25 °C seviyelerine çıkmakta, kış aylarında ise 0 °C seviyelerine kadar düşmektedir.

6.11. Doğalgaz Fiyatları

BOTAŞ'ın Türkiye'de farklı doğalgaz tarifeleri bulunmaktadır. Bunlardan bir tanesi ise elektrik üretimi için kullanılan tarifiedir. BOTAŞ bazı durumlarda maliyetten bağımsız olarak doğalgaz fiyatlaması yapabilmektedir. Temel olarak maliyet ile ilişkili olsa bile, BOTAŞ maliyetten bağımsız fiyat uygulayabilmektedir. Bu sebeple veri setine Dünya Bankası'ndan temin ettiğimiz Amerika, Avrupa ve Japonya doğalgaz fiyatları (The World Bank, 2023) da eklenmiştir. Dünya'nın farklı bölgelerindeki doğalgaz fiyatları, dolaylı olarak birbirini tetiklemekte, Türkiye'deki gaz fiyatlarına ve dolaylı olarak da elektrik fiyatlarına yani PTF'ye etki etmektedir.



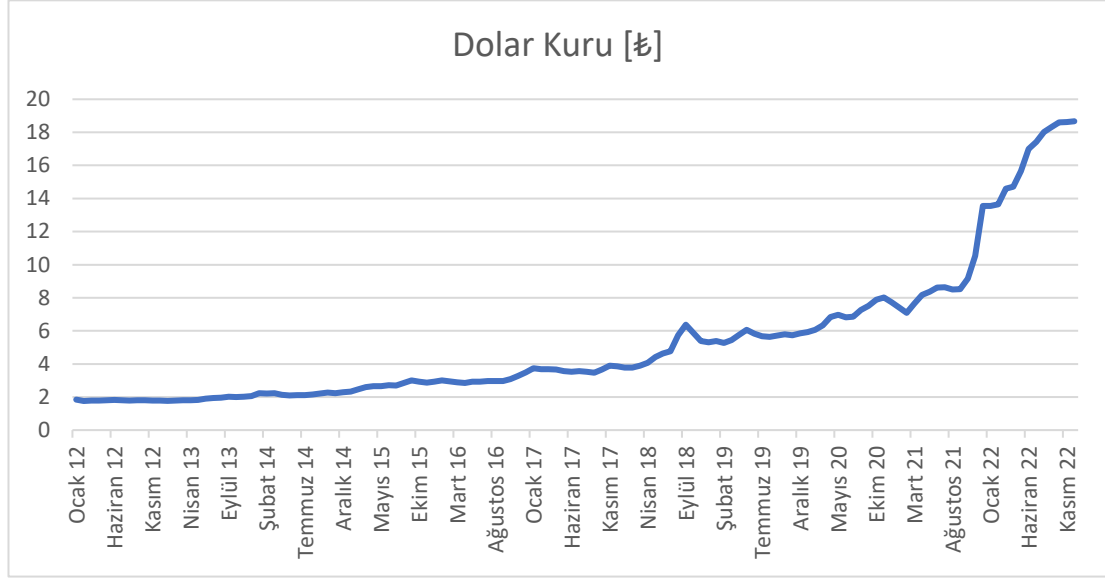
Şekil 28. Farklı Bölgelerdeki Doğalgaz Fiyatlarının Aylara Göre Değişimi³⁶

6.12. Dolar Kuru

Dolar, santral yatırımlarında, petrol, doğalgaz, kömür gibi elektrik enerjisi üretiminde kullanılan hammaddelerin alımında kullanılan para birimlerinden birisidir. Bu sebeple bu para birimindeki değişimlerin de piyasa takas fiyatına etki etmesini beklemekteyiz.

³⁶ <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/5d903e848db1d1b83e0ec8f744e55570-0350012021/related/CMO-Historical-Data-Monthly.xlsx>

(TCMB, 2023)’den aldığımız aylık ortalama dolar kuru verisi de veri setine eklenmiştir.

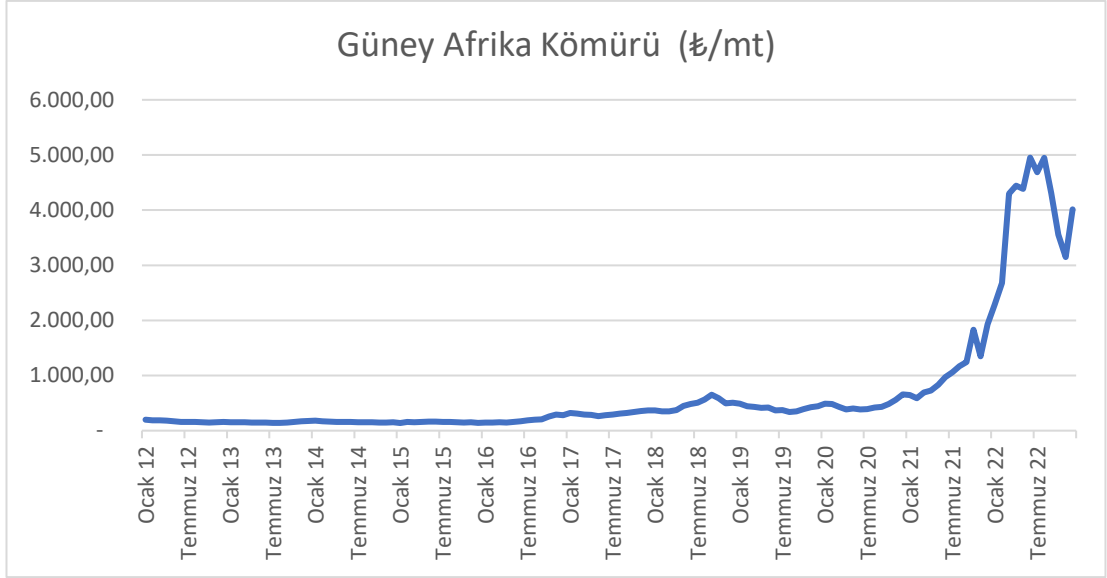


Şekil 29. Dolar Kurunun Aylara Göre Değişimi³⁷

6.13. Kömür Fiyatı

(TEİAŞ, 2023) verilerine göre, Türkiye’de 2022 yılında üretilen elektriğin % 15,66’sı yerli, %19,38’si ise ithal kömürden sağlanmıştır. Uluslararası kömür fiyatlarındaki değişimler, Türkiye’de faaliyet gösteren kömür santrallerinin maliyetini etkilemekte olup, bu da gün öncesi piyasasındaki tekliflerde arzın oluşacağı noktanın değişebilmesine sebep olmaktadır. (The Wolrd Bank, 2023)’den temin ettiğimiz Güney Afrika Kömürü verisi, (TCMB, 2023)’ten aldığımız dolar kuru verisi ile Türk Lirası cinsine çevrilerek veri setine eklenmiştir.

³⁷ https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?/evds/serieMarket/#collapse_7



Şekil 30. Güney Afrika Kömürü Fiyatının Aylara Göre Değişimi³⁸

6.14. Veri Setinin Özeti

Ocak 2012 ile Aralık 2022 dönemleri arasındaki 132 aylık (11 yıllık) Piyasa Takas Fiyatı ile Tavan Fiyat , En Yüksek PTF, Toplam Kurulu Güç, Sıcaklık, Doğalgaz (Amerika) (₺/mmbtu), Doğalgaz (Avrupa) (₺/mmbtu), Dolar Kuru (₺), Japonya Doğal Gaz (₺/mmbtu), Doğal Gaz Endeksi (₺/mmbtu), Güney Afrika Kömürü (₺/mt) verileri veri setine eklenmiştir. Verilerin gerçekten PTF ile ilişkili olup, olmadığını anlayabilmek adına her bir değişkenin PTF değeri ile korelasyon katsayıları aşağıdaki tabloda paylaşılmıştır.

³⁸ <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/5d903e848db1d1b83e0ec8f744e55570-0350012021/related/CMO-Historical-Data-Monthly.xlsx>

Tablo 9. Veri Setindeki Değişkenlerin PTF ile Korelasyon Katsayıları

Veri Türü	Korelasyon Katsayısı
BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm ³]	99,30%
Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]	41,80%
Tavan Fiyat [₺/MWh]	66,80%
Maksimum PTF [₺/MWh]	96,80%
Toplam Kurulu Güç [MW]	52,50%
Sıcaklık °C	6,60%
Dolar Kuru [₺]	88,90%
Brent Petrol [₺]	91,50%
Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)	93,50%
Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)	94,20%
LNG Japonya (₺/mmbtu)	98,10%
Doğalgaz Endeksi (₺/mmbtu)	95,10%
Güney Afrika Kömürü (₺/mt)	91,60%

Veri setinde kullanılan 13 adet değişkenin Piyasa Takas Fiyatı (PTF) ile korelasyonu incelenmiştir. BOTAŞ tarifesi, kömür ve doğalgaz fiyatları ile %90'ın üzerinde ilişkili olduğu sonucu çıkmıştır. Sıcaklık verisi ise %6,6 ile en düşük korelasyona sahiptir. Bunun sebebi ise fiyatların yıldan yıla artarken, sıcaklıktaki değişimin 0 ile 25 °C arasındaki salınımının olması şeklinde yorumlanabilir. Tavan fiyat ise Ekim 2020 öncesinde PTF ile ilişkili değil, ancak tavan fiyat belirleme metodolojisindeki değişimden sonra ilişkili olduğu sonucuna varılabilir. Bu gözlemi test etmek adına, Tavan Fiyat verisini, tavan fiyat metodolojisinin değiştiği dönem olan Ekim 2020'ye kadar ayrı, Kasım 2020'den Aralık 2022'ye kadar ayrı bir şekilde korelasyonu incelenmiştir. Çıkan sonuç ise Ocak 2012 – Ekim 2020 arasında %-21 korelasyon var iken, Kasım 2020 ile Aralık 2022 arasında %98,9 ilişki olduğudur.

Tablo 10. Tavan Fiyat Değişkeninin İki Farklı Dönem İçin PTF ile Korelasyon Katsayıları

Dönem	Korelasyon Katsayısı
Ocak 2012 - Ekim 2020	-21,00%
Kasım 2020 - Aralık 2022	98,90%

Veri setinde bulunan 106 döneme ait tavan fiyat verisinin negatif korelasyon ile ilişkisiz olmasından dolayı tavan fiyat veri setinden çıkartılarak daha sağlıklı sonuçlar elde edilmiştir. Tavan fiyata ilişkin metodolojinin değişmesi sonrasında (Kasım 2020) bir çalışma yapılacak olsa idi, tavan fiyat değişkeni de sağlıklı bir şekilde yön gösterebilirdi. Bu sebeple yapılan test sonuçlarına göre 2021 öncesinde tavan fiyat değişkeni veri setine eklenmemiş, sonrasında ise eklenmiştir.

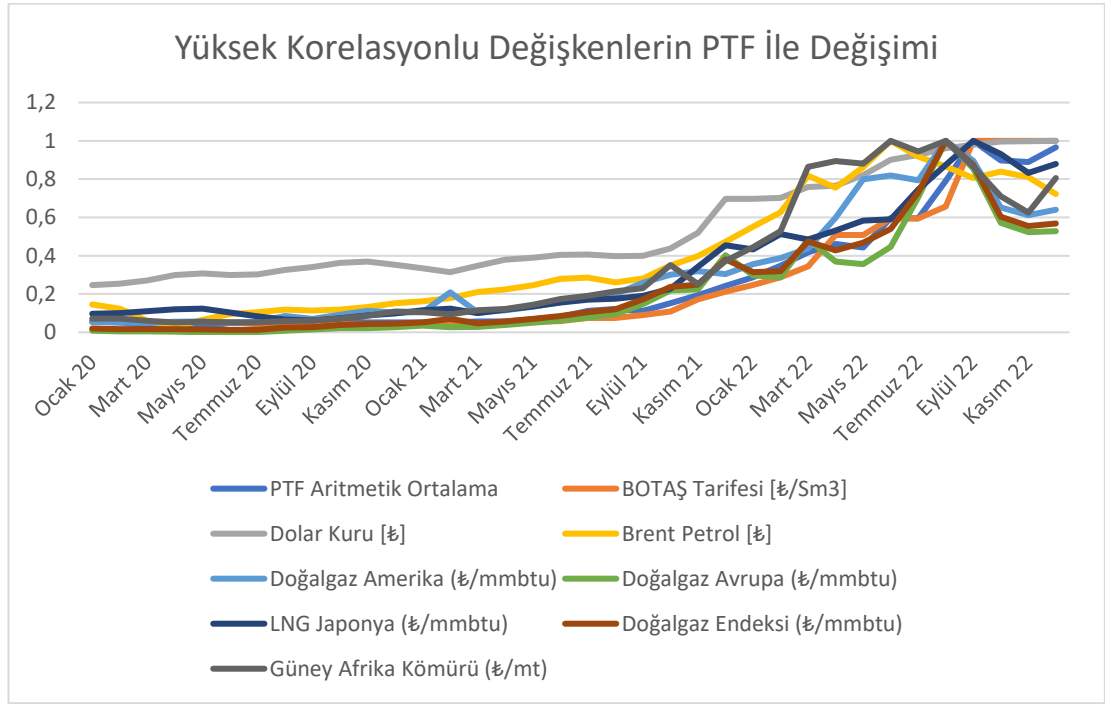
Tablo 11. Veri Setinden Bir Örneklem

Dönem	PTF Aritmetik Ortalama	BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm3]	Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]	Sıcaklık °C
Oca.12	148,23	542,05	21.406,13	1,4
Şub.12	195,81	542,05	19.994,77	0,3
Mar.12	122,15	542,05	20.757,88	4,8
Nis.12	112,55	650,46	18.254,84	13,8
May.12	141,13	650,46	18.953,66	17,1
Haz.12	144,17	650,46	20.100,59	23,2
Tem.12	168,42	650,46	22.879,95	26
Ağu.12	160,57	650,46	21.539,31	25
Eyl.12	153,93	650,46	19.863,01	21,6
Eki.12	151,77	717,78	18.217,45	16,6
Kas.12	145,15	717,78	19.243,72	10,8
Ara.12	152,71	717,78	21.158,57	5,2
Oca.13	155,41	717,78	21.399,41	3,5
Şub.13	135,15	717,78	18.873,93	5,9
Mar.13	127,72	717,78	20.446,66	8,6
Nis.13	144,48	717,78	19.110,38	13,2
May.13	137,88	717,78	19.581,57	18,6
Haz.13	147,41	717,78	20.097,46	22
Tem.13	157,29	717,78	22.691,84	24,5
Ağu.13	151,73	717,78	21.767,14	24,8
Eyl.13	156,4	717,78	20.419,87	19,8
Eki.13	143,69	717,78	19.120,62	13
Kas.13	150,55	717,78	20.258,22	10,1
Ara.13	192,09	717,78	22.589,52	1,5
Oca.14	163,23	717,78	22.039,10	4,7
Şub.14	171,57	717,78	19.749,30	5,6
Mar.14	139,63	717,78	21.042,50	9
Nis.14	160,61	717,78	20.318,00	13,5
May.14	155,18	717,78	20.640,80	17,3
Haz.14	152,35	717,78	20.721,60	21,4
Tem.14	175,97	717,78	23.377,40	25,5
Ağu.14	177,67	717,78	24.308,30	26
Eyl.14	163,82	717,78	21.646,20	20,4
Eki.14	155,7	782,38	19.581,50	14,7
Kas.14	180,89	782,38	21.288,80	8,5
Ara.14	172,19	782,38	22.506,70	7,1
Oca.15	172,88	782,38	22.781,57	2,6
Şub.15	140,1	782,38	20.496,22	4,6
Mar.15	124,56	782,38	21.700,02	7,6
Nis.15	101,72	782,38	20.564,89	10,7
May.15	108,5	782,38	21.375,10	17,3
Haz.15	124,66	782,38	21.093,24	20,9
Tem.15	132,81	782,38	23.756,08	25,1

7. VERİLERİN ANALİZİ

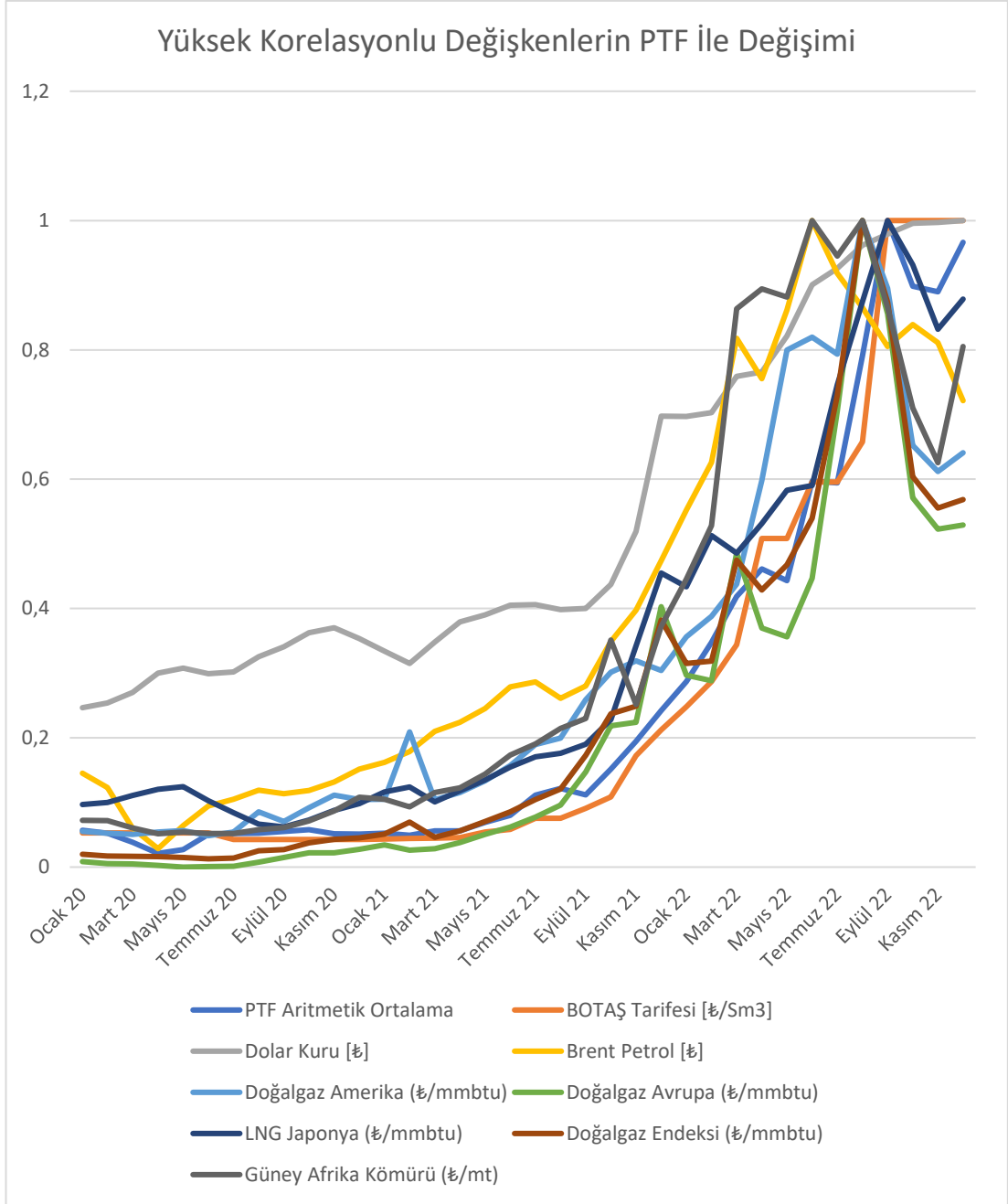
7.1. Veri Setinin Ön İncelemesi

Toplanan ham verileri öncelikle normalize ederek aralarındaki ilişki gözlemlenmiştir. Verilerin tamamını 0 ile 1 aralığında normalize edilerek, aynı ölçek arasındaki eğilimleri gözlemlenmek istenmiştir. Verileri grafikte yorumlayabilmek adına %88,90 ile %99,30 korelasyona sahip olan 8 adet verinin normalize edilmiş halleri ile oluşturulmuş grafik, Şekil 26’da gösterilmektedir.



Şekil 31. Yüksek Korelasyonlu Değişkenlerin PTF ile Değişimi

Hem geçmiş verilerden elde ettiğimiz korelasyon katsayısındaki yükselme, hem de normalize edilmiş veriler ile elde edilen grafik bizlere PTF ile bu 8 değişkenin güçlü bir ilişkisinin olduğunu açık bir şekilde göstermektedir. Covid-19 sonrasında normalleşme sürecine bağlı talep artışı ve akabinde yaşanan Rusya – Ukrayna savaşı sebebi ile enerji maliyetlerindeki artışlara önceki bölümlerde değinilmiştir. Değişimlerde normalliğin bozulduğu Ocak 2020 dönemi başlangıçlı grafik ise bu değişkenler arasında aşağı ve yukarı yönlü değişimin birlikte olduğunu göstermektedir.



Şekil 32. Yüksek Korelasyonlu Değişkenlerin PTF ile Değişimi [Ocak 2020 – Aralık 2022]

7.2. Araştırma Modeli

Yapılan çalışmada oluşturulan veri setini kullanılarak; SVM, Yapay Sinir Ağları, Lineer Regresyon, SGD modelleri eğitilmiştir. Yapılan eğitim sonuçları test edilerek eğitilen modellerin başarıları test edilmiştir. Sonrasında tahminleme yapılacak olan yıla ait veri setinden, PTF hariç diğer verileri eğitilmiş modellerde kullanarak,

2018'den 2022 yılına kadar tahminleme yapılmıştır. ARIMA modelini kullanılarak bir önceki yıla kadar olan veriler ile ilgili yıllara ait fiyat tahminleri gerçekleştirilmiştir. Hem makine öğrenmesi yöntemleri hem de ARIMA ile elde edilen tahmin sonuçları her yıl için gerçek PTF değerleri ile kıyaslanmıştır. Yapılan çalışmanın neticesinde hangi yıllarda hangi modellerin daha başarılı sonuçlar elde ettiği detaylı olarak incelenmiştir.

7.3. Veri Setinin Makine Öğrenmesi Ve Zaman Serisi İle Analizi

Veri seti, Orange programının 3.34.0 versiyonunda kullanılmıştır. Burada makine öğrenmesi yöntemlerinden SVM, Yapay Sinir Ağları, Lineer Regresyon ve SGD, bir adet zaman serisi yöntemi olan ARIMA modeli olmak üzere beş farklı yöntem kullanılmıştır.

“Tavan Fiyat” değişkeni mevzuattaki değişim sonrasındaki dönemleri içeren 2021 ve 2022 yıllarında modele eklenmiş, öncesinde ise çıkarılmıştır. Bunun sebebi ise mevzuattaki değişiklik öncesinde modele eklenen tavan fiyat değişkeninin sonuçları olumsuz, mevzuattaki değişiklik sonrasında eklenen tavan fiyat değişkeninin ise sonuçları olumlu bir şekilde etkilemesidir.

Yapılan çalışmada modeller veriler ile test edilmiş, modelin uygunluğunu anlayabilmek adına yüksek R2 değerlerine ulaşmak istenmiştir. Yapılan çalışmada veri seti %70 ile %30 oranında ayrıştırılmış, %70 ile veri seti eğitilmiş ve elde edilen model kalan %30 ile test edilmiştir. Kullanılan modellerdeki değişkenler değiştirilerek en uygun model seçimi yapılmıştır. Çok sayıda yapılan denemelerin ardından, başarılı sonuçlar veren değişkenler saptanmış ve tüm yıllar için aynı değerler kullanılmıştır. Tüm modeller için kullanılan değerler aşağıda belirtilmiştir.

SVM yönteminde kullanılan değerler aşağıda belirtilmiştir:

- v-SVM, Regression cost (C): 80,00; Complexity bound (v): 0,50
- Kernel: Linear
- Numerical tolerance: 0,0010
- Iteration limit: 100

Lineer Regresyon yönteminde kullanılan değerler aşağıda belirtilmiştir:

- Fit intercept (unchecking it fixes it to zero)
- No regularization, Alpha: 0,0001

Neural Network yönteminde kullanılan değerler aşağıda belirtilmiştir:

- Neurons in hidden layers: 750
- Activation: Identity
- Solver: L-BFGS-B
- Regularization: 0,06
- Maximal number of iterations: 200
- Replicable training

SGD yönteminde kullanılan değerler aşağıda belirtilmiştir:

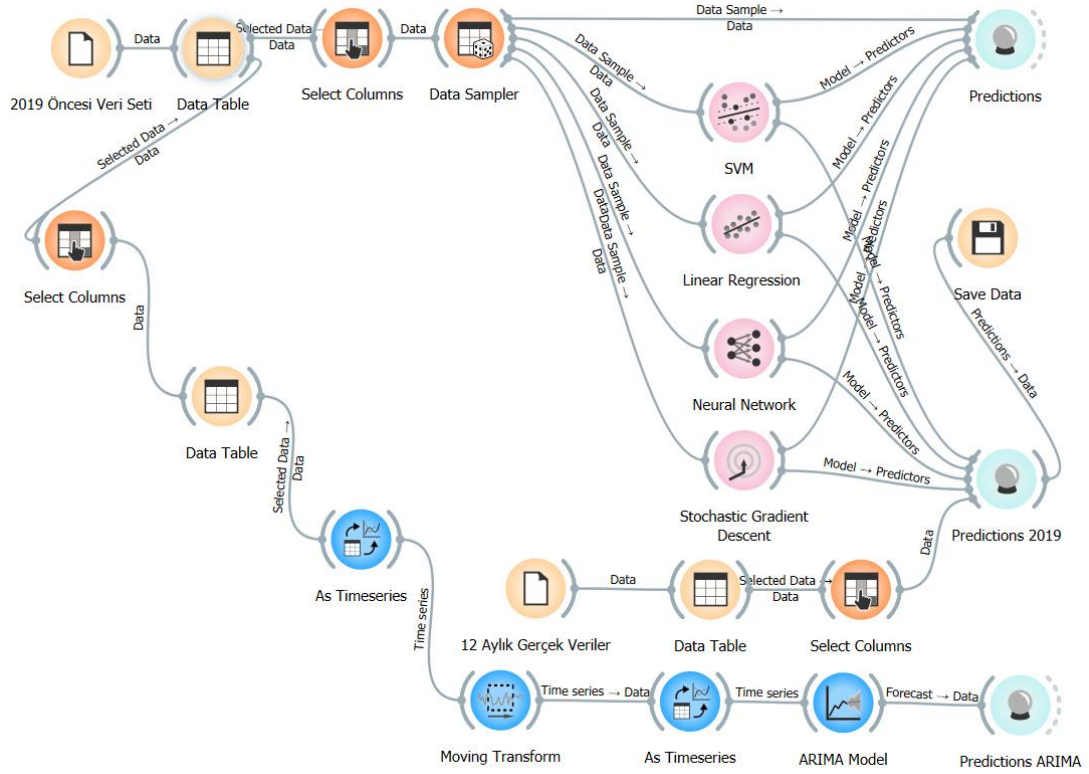
- Classification: Hinge, ϵ : 0,10
- Regression: Squared Loss, ϵ : 0,10
- Regularization: Ridge (L2); Strength (α): 0,00001
- Learning rate: Constant
- Initial learning rate (η): 0,0100
- Inverse scaling exponent (t): 0,25
- Number of iterations: 1.000
- Tolerance (stopping criterion): 0,0010
- Shuffle data after each iteration.

ARIMA yönteminde kullanılan değerler aşağıda belirtilmiştir:

- Auto-regression order (p): 2
- Differencing degree (d): 1
- Moving average order (q): 12
- Forecast steps ahead: 12
- Confidence intervals: 95

7.3.1. 2019 Yılına İlişkin Verilerin Analizi

Orange 3.34.0 ile oluşturulan şema aşağıda gösterilmektedir.



Şekil 33. Orange 3.34.0 Programı ile 2019 Yılı Tahmin Şeması

Yukarıdaki 2019 yılı tahmin şemasındaki süreçler aşağıda detaylı olarak anlatılmıştır.

2019 yılı fiyat tahmini için;

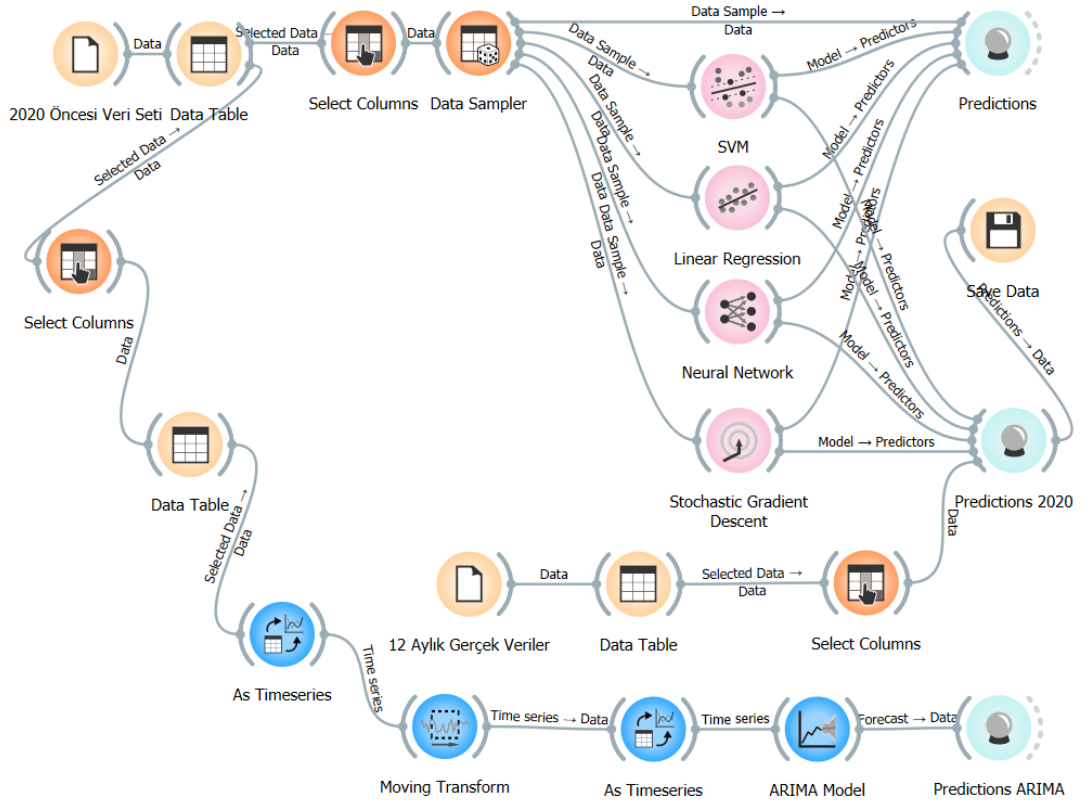
- Ocak 2012 – Aralık 2018 dönemlerine ait 84 aylık veri seti (2019 Öncesi Veri Seti) programa yüklenmiştir.
- Makine öğrenmesi yöntemleri için veri setindeki tavan fiyat hariç tüm veriler kullanılmıştır.

- BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm³]
- Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]
- Maksimum PTF [₺/MWh]
- Toplam Kurulu Güç [MW]
- Sıcaklık °C
- Dolar Kuru [₺]
- Brent Petrol [₺]
- Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)
- Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)
- LNG Japonya (₺/mmbtu)
- Doğalgaz Endeksi (₺/mmbtu)
- Güney Afrika Kömürü (₺/mt)
- Yüklenen veri seti %70 eğitim, %30 test kümesi olacak şekilde ayrıştırılmıştır.
- Eğitilen modelin test sonuçları “Ampirik Bulgular” bölümünde detaylandırılmıştır.
- Eğitilen modele 2019 yılında gerçekleşmiş olan aşağıdaki veriler yüklenmiştir.
 - BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm³]
 - Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]
 - Maksimum PTF [₺/MWh]
 - Toplam Kurulu Güç [MW]
 - Sıcaklık °C
 - Dolar Kuru [₺]
 - Brent Petrol [₺]
 - Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)
 - LNG Japonya (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Endeksi (₺/mmbtu)
 - Güney Afrika Kömürü (₺/mt)
- Eğitilen modeller ve yüklenen veriler ile çalıştırılarak 2019 yılı için aylık fiyat tahmin sonuçları elde edilmiştir.
- Tüm yukarıdaki makine öğrenmesi tahmin süreçlerine ek olarak ayrı bir koldan ARIMA ile tahmin çalışması yapılmıştır.

- İlk etapta yüklenen Ocak 2012 – Aralık 2018 dönemlerine ait 84 aylık veri setindeki PTF değişkeni alınmıştır.
- Alınan verilerden ARIMA ile 2019 yılı için tahmin sonuçları elde edilmiştir.
- Hem makine öğrenmesi hem de ARIMA ile elde edilen tüm sonuçlar kıyaslanmıştır.

7.3.2. 2020 Yılına İlişkin Verilerin Analizi

Orange 3.34.0 ile oluşturulan şema aşağıda gösterilmektedir.



Şekil 34. Orange 3.34.0 Programı ile 2020 Yılı Tahmin Şeması

Yukarıdaki 2020 yılı tahmin şemasındaki süreçler aşağıda detaylı olarak anlatılmıştır. 2020 yılı fiyat tahmini için;

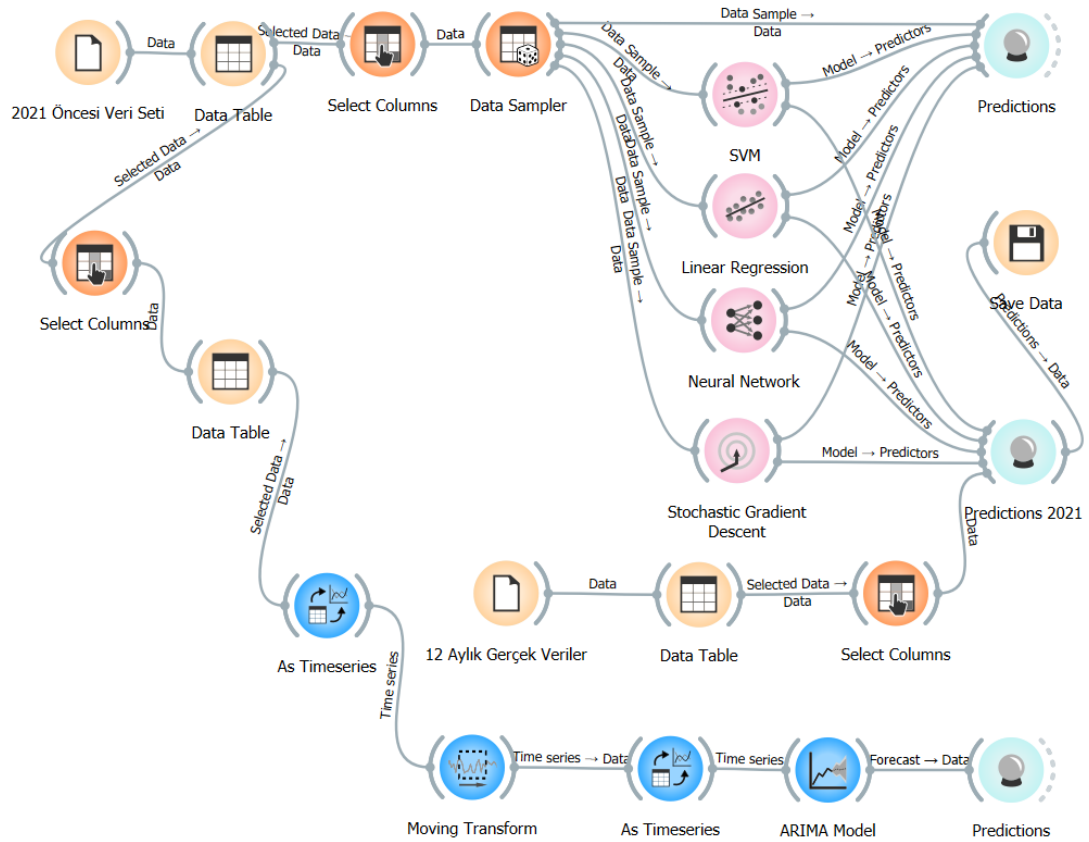
- Ocak 2012 – Aralık 2019 dönemlerine ait 96 aylık veri seti (2020 Öncesi Veri Seti) programa yüklenmiştir.
- Makine öğrenmesi yöntemleri için veri setindeki tavan fiyat hariç tüm veriler kullanılmıştır.
 - BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm3]

- Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]
- Maksimum PTF [₺/MWh]
- Toplam Kurulu Güç [MW]
- Sıcaklık °C
- Dolar Kuru [₺]
- Brent Petrol [₺]
- Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)
- Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)
- LNG Japonya (₺/mmbtu)
- Doğalgaz Endeksi (₺/mmbtu)
- Güney Afrika Kömürü (₺/mt)
- Yüklenen veri seti %70 eğitim, %30 test kümesi olacak şekilde ayrıştırılmıştır.
- Eğitilen modelin test sonuçları “Ampirik Bulgular” bölümünde detaylandırılmıştır.
- Eğitilen modele 2020 yılında gerçekleşmiş olan aşağıdaki veriler yüklenmiştir.
 - BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm3]
 - Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]
 - Maksimum PTF [₺/MWh]
 - Toplam Kurulu Güç [MW]
 - Sıcaklık °C
 - Dolar Kuru [₺]
 - Brent Petrol [₺]
 - Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)
 - LNG Japonya (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Endeksi (₺/mmbtu)
 - Güney Afrika Kömürü (₺/mt)
- Eğitilen modeller ve yüklenen veriler ile çalıştırılarak 2020 yılı için aylık fiyat tahmin sonuçları elde edilmiştir.
- Tüm yukarıdaki makine öğrenmesi tahmin süreçlerine ek olarak ayrı bir koldan ARIMA ile tahmin çalışması yapılmıştır.

- İlk etapta yüklenen Ocak 2012 – Aralık 2019 dönemlerine ait 96 aylık veri setindeki PTF değişkeni alınmıştır.
- Alınan verilerden ARIMA ile 2020 yılı için tahmin sonuçları elde edilmiştir.
- Hem makine öğrenmesi hem de ARIMA ile elde edilen tüm sonuçlar kıyaslanmıştır.

7.3.3. 2021 Yılına İlişkin Verilerin Analizi

Orange 3.34.0 ile oluşturulan şema aşağıda gösterilmektedir.



Şekil 35. Orange 3.34.0 Programı ile 2021 Yılı Tahmin Şeması

Yukarıdaki 2021 yılı tahmin şemasındaki süreçler aşağıda detaylı olarak anlatılmıştır. 2021 yılı fiyat tahmini için;

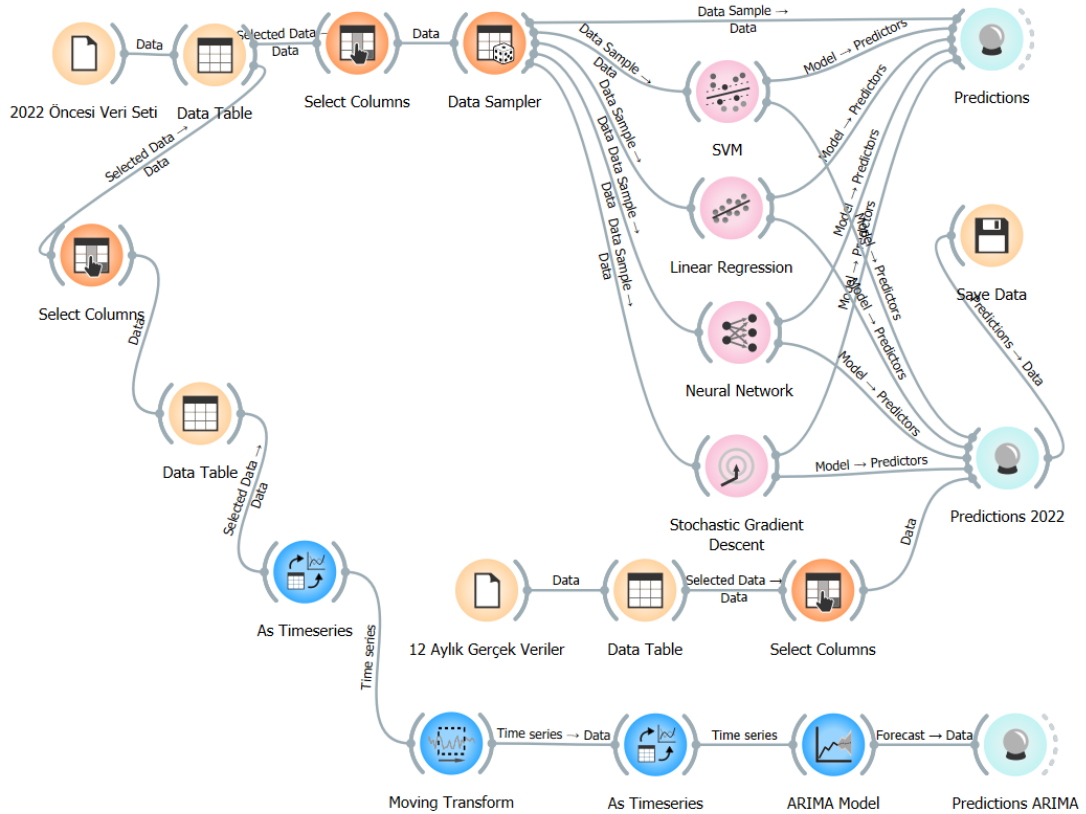
- Ocak 2012 – Aralık 2020 dönemlerine ait 108 aylık veri seti (2021 Öncesi Veri Seti) programa yüklenmiştir.

- Makine öğrenmesi yöntemleri için veri setindeki tüm veriler kullanılmıştır. Mevzuat değişikliği sebebi ile 2021 yılından itibaren “Tavan Fiyat”ın PTF’ye etki ettiği test edilmiştir.
 - BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm³]
 - Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]
 - Tavan Fiyat [₺/MWh]
 - Maksimum PTF [₺/MWh]
 - Toplam Kurulu Güç [MW]
 - Sıcaklık °C
 - Dolar Kuru [₺]
 - Brent Petrol [₺]
 - Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)
 - LNG Japonya (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Endeksi (₺/mmbtu)
 - Güney Afrika Kömürü (₺/mt)
- Yüklenen veri seti %70 eğitim, %30 test kümesi olacak şekilde ayrıştırılmıştır.
- Eğitilen modelin test sonuçları “Ampirik Bulgular” bölümünde detaylandırılmıştır.
- Eğitilen modele 2021 yılında gerçekleşmiş olan aşağıdaki veriler yüklenmiştir.
 - BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm³]
 - Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]
 - Tavan Fiyat [₺/MWh]
 - Maksimum PTF [₺/MWh]
 - Toplam Kurulu Güç [MW]
 - Sıcaklık °C
 - Dolar Kuru [₺]
 - Brent Petrol [₺]
 - Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)
 - LNG Japonya (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Endeksi (₺/mmbtu)

- Güney Afrika Kömürü (₺/mt)
- Eğitilen modeller ve yüklenen veriler ile çalıştırılarak 2021 yılı için aylık fiyat tahmin sonuçları elde edilmiştir.
- Tüm yukarıdaki makine öğrenmesi tahmin süreçlerine ek olarak ayrı bir koldan ARIMA ile tahmin çalışması yapılmıştır.
- İlk etapta yüklenen Ocak 2012 – Aralık 2020 dönemlerine ait 108 aylık veri setindeki PTF değişkeni alınmıştır.
- Alınan verilerden ARIMA ile 2021 yılı için tahmin sonuçları elde edilmiştir.
- Hem makine öğrenmesi hem de ARIMA ile elde edilen tüm sonuçlar kıyaslanmıştır.

7.3.4. 2022 Yılına İlişkin Verilerin Analizi

Orange 3.34.0 ile oluşturulan şema aşağıda gösterilmektedir.



Şekil 36. Orange 3.34.0 Programı ile 2022 Yılı Tahmin Şeması

Yukarıdaki 2022 yılı tahmin şemasındaki süreçler aşağıda detaylı olarak anlatılmıştır. 2022 yılı fiyat tahmini için;

- Ocak 2012 – Aralık 2021 dönemlerine ait 120 aylık veri seti (2022 Öncesi Veri Seti) programa yüklenmiştir.
- Makine öğrenmesi yöntemleri için “Tavan Fiyat” dahil olmak üzere veri setindeki tüm veriler kullanılmıştır.
 - BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm³]
 - Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]
 - Tavan Fiyat [₺/MWh]
 - Maksimum PTF [₺/MWh]
 - Toplam Kurulu Güç [MW]
 - Sıcaklık °C
 - Dolar Kuru [₺]
 - Brent Petrol [₺]
 - Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)
 - LNG Japonya (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Endeksi (₺/mmbtu)
 - Güney Afrika Kömürü (₺/mt)
- Yüklenen veri seti %70 eğitim, %30 test kümesi olacak şekilde ayrıştırılmıştır.
- Eğitilen modelin test sonuçları “Ampirik Bulgular” bölümünde detaylandırılmıştır.
- Eğitilen modele 2021 yılında gerçekleşmiş olan aşağıdaki veriler yüklenmiştir.
 - BOTAŞ Tarifesi [₺/Sm³]
 - Türkiye Brüt Elektrik Talebi [GWh]
 - Tavan Fiyat [₺/MWh]
 - Maksimum PTF [₺/MWh]
 - Toplam Kurulu Güç [MW]
 - Sıcaklık °C
 - Dolar Kuru [₺]
 - Brent Petrol [₺]
 - Doğalgaz Amerika (₺/mmbtu)
 - Doğalgaz Avrupa (₺/mmbtu)
 - LNG Japonya (₺/mmbtu)

- Doğalgaz Endeksi (£/mmbtu)
- Güney Afrika Kömürü (£/mt)
- Eğitilen modeller ve yüklenen veriler ile çalıştırılarak 2022 yılı için aylık fiyat tahmin sonuçları elde edilmiştir.
- Tüm yukarıdaki makine öğrenmesi tahmin süreçlerine ek olarak ayrı bir koldan ARIMA ile tahmin çalışması yapılmıştır.
- İlk etapta yüklenen Ocak 2012 – Aralık 2021 dönemlerine ait 120 aylık veri setindeki PTF değişkeni alınmıştır.
- Alınan verilerden ARIMA ile 2022 yılı için tahmin sonuçları elde edilmiştir.
- Hem makine öğrenmesi hem de ARIMA ile elde edilen tüm sonuçlar kıyaslanmıştır.

7.4. Tahmin Sonuçlarının Değerlendirme Ölçütleri

Veri setimiz, makine öğrenmesi yöntemleri ile eğitilmiştir. MSE, RMSE, MAE, R-kare (R2) ölçü değerler incelenip, kıyaslanmıştır.

Algoritmalarından elde edilen sonuçlar problemin türüne göre farklı yöntemler ile ölçülmektedir. RMSE (Root Mean Square Error) Hataların Karelerinin Ortalamasının Karekökü, MSE (Mean Square Error) Hataların Karelerinin Ortalaması, MAE (Mean Absolute Error) Ortalama Mutlak Hata veya R2 gibi değerler regresyon problemlerinde bizler için anlam ifade etmektedir. RMSE ise tahmin değerindeki hataların karelerinin ortalamasının karekökü şeklinde hesaplanmakta olup, aynı zamanda önemli bir değerlendirme kriteridir (Demirezen, Türkiye’de Gün Öncesi Piyasası İçin Elektrik Fiyatlarının Tahmini, 2020).

2020 yılında değişen tavan fiyat mekanizması sebebi ile 2021 ve 2022’de tavan fiyat veri tabanına dahil edilmiş, önceki yıllarda ise dahil edilmemiştir. Bu şekilde bir ayırım yapılmasının sebebi veri tabanına eklenen tavan fiyatın 2021 sonrasında pozitif etki, öncesinde ise negatif etki oluşturmasıdır. Mevzuatta tekrar bir değişiklik olması ve tavan fiyatın hiçbir zaman ulaşamayacak seviyelerde olması, modelden tekrar çıkartılmasını gerektirebilecektir.

MSE (Mean Square Error) Hataların Karelerinin Ortalaması:

Mean Square Error (MSE), tahmin modellerinin gerçek veriler ile uyumluluğunu ölçen bir istatistiki değerdir. Tahmin hatalarının karelerinin ortalamasının hesaplanmasına yönelik bir yöntemdir. Bu yöntem uygulanırken, gerçek değerler ile tahmini değer arasındaki farklar hesaplanır, çıkan farkların karesi alınır ve hataların ortalaması alınır.

$$MSE = \frac{\sum (Tahmini\ Değer_i - Gerçek\ Değer_i)^2}{n}$$

Denklem 1. MSE'nin Formülü

Negatif sayıların karesinin pozitif olması sebebi ile, MSE değeri daima pozitif değer alır. MSE değerinin hataların karelerinin ortalaması şeklinde hesaplanıyor olması sebebi ile, MSE değeri ne kadar küçük ise, tahmin sonuçlarının gerçeğe daha yakın sonuçlar verdiği yorumlanabilir. Sıfıra yakın olan değer, gerçek değerlere daha yakındır. Değerin “0” olması ise tahmin ile gerçek değer arasında fark olmadığını bizlere göstermektedir. Test sonuçlarında daha düşük olan MSE değerlerinin, bizlerin gerçeğe daha yakın sonuçlara ulaştığı anlamına geldiği için, yorumlamaları da bu bağlamda gerçekleştirdik. Yaptığımız çalışmada, MSE'nin tahmini değerler ile gerçek değer arasındaki farkların karesi ile hesaplanarak sonuç elde ediliyor olması sebebi ile bazı değerlerde çok yüksek MSE değerlerine rastlanmıştır.

RMSE (Root Mean Square Error) Hataların Karelerinin Ortalamasının Karekökü:

RMSE değeri de MSE değeri gibi, bulduğumuz tahmin sonuçları ile, gerçek değerlerin arasındaki uyumluluğunu bizlere gösteren değeri bulmaya yarayan bir yöntemdir. MSE hesaplarken, farkların karelerini almamız sebebi ile bazı değerlerdeki artışlar, karelerinin artması ile bizlerde gerçekten çok uzak sonuçlar bulduğumuz algısı oluşturmaktadır. MSE için ulaştığımız sonucun karekökünü aldığımızda ise RMSE değerine ulaşmaktayız. RMSE için, tahmini ile gerçek değerler arasındaki farkların kareleri alındıktan sonra, ortalaması alınır ve çıkan sonucun karekökü alınarak RMSE değeri bulunur. RMSE değeri sıfıra yaklaştıkça, gerçek değerler ile tahmini değer

arasındaki farkın azalması sebebi ile, modelin daha başarılı sonuçlar verdiği yorumlanabilir. Bu sebeple yaptığımız çalışmalarda RMSE değeri sıfıra yakın olan modelleri daha başarılı modeller olarak sınıflandırdık. Çıkan sonuçlarda MSE değeri 2.500 değerini gördüğümüzde, bunu PTF değerleri ile anlamlandırmakta zorlanırken, bunu karekökü olan 50 değeri, PTF'lerin tahminindeki hataların gerçek PTF değerleri ile daha kabul edilebilir seviyede olduğunu bizlere göstermiştir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (Tahmini Değer_i - Gerçek Değer_i)^2}{n}}$$

Denklem 2. RMSE'nin Formülü

MAE (Mean Absolute Error) Ortalama Mutlak Hata:

Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error veya kısaca MAE) değeri de MSE ve RMSE gibi, tahmini değerler ile gerçek değerler arasındaki uyumu gösteren bir ölçüttür. Bu yöntem tahmini değerlerin, gerçek değerlerden ne kadar uzak olduğunu ifade etmeye yaramaktadır. Gerçek değer ile tahmini değer arasındaki farkın mutlak değerinin alınması suretiyle, tüm farkların pozitif değerleri bulunur. Başka bir deyişle, gerçek değere uzaklıkları toplanmış olur. Elde edilen değer gözlem sayısının bulunması ile mutlak hataların ortalama değerine ulaşılır. Formülü ise aşağıda paylaşılmaktadır.

$$MAE = \frac{|(Gerçek Değer_i - Tahmini Değer_i)|}{n}$$

Denklem 3. MAE'nin Formülü

MAE değeri hesaplanırken, farkların mutlak değerinin alınıyor olması sebebi ile, çıkan değer hiçbir zaman negatif olması beklenemez. Farkların mutlak değerlerinin olması sebebi ile, küçük farklar küçük MAE değerini, büyük farklar ise büyük MAE değerini vermektedir. Bu sebeple RMSE ve MSE'de olduğu gibi bu değer sıfıra yaklaştıkça modeli daha başarılı kabul edebilir, bu değer sıfır olması halinde ise tahmin ve gerçek değerlerin birebir aynı olduğunu söyleyebiliriz.

R2 (R-kare): Determinasyon Katsayısı

Bu değer bizlere modelin verileri ne kadar iyi açıkladığını belirleyen istatistiksel bir değerdir. Bağımlı değişkenin, bağımsız değişken tarafından açıklanma oranını gösterir. Oransal bir değer olması sebebi ile tam açıklanan bir modelde %100 değerini almasını beklenir. Değer 1'e yani %100'e yaklaştıkça modelin verileri daha iyi açıkladığını yorumlamak mümkündür. R2 değerinin negatif değerler alması mümkündür. Yaptığımız çalışmada da bazı yöntemlerde negatif sonuçlar aldığımız olmuştur. Sonuçların negatif çıkması bizlere çıkan tahminlerin iyi sonuçlar olmadığını veya modelin veriler ile uyumlu olmadığını ifade etmektedir.

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) Ortalama Mutlak Yüzde Hata:

Yaygın olarak kullanılan ve "ortalama mutlak yüzde hata" değerini veren MAPE, tahmin yöntemlerinin doğruluğunu belirlemek için kullanılan bir ölçüttür (Başoğlu & Bulut, 2017).

MAPE değeri, MSE ve RMSE değerlerinden farklı olarak, bir oranı ifade eden bir değerdir. Be değer hesaplanırken, gerçek değerler ile tahmini değerler arasındaki fark alınarak gerçek değere oranlanır. Tüm oranların mutlak değerlerinin toplanması ve sonrasında ise ortalamasının alınması ile hesaplanır. Bu ölçüt, farklı yıllara ilişkin tahmin başarılarının ölçülmesinde yol gösterecektir.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{(Gerçek\ Değer_i - Tahmini\ Değer_i)}{Gerçek\ Değer_i} \right|$$

Denklem 4. MAPE'nin Formülü (Başoğlu & Bulut, 2017)

8. AMPİRİK BULGULAR

8.1. 2019 Yılı İçin Bulgular

2019 yılı için, 2018 yılının sonuna kadar olan verilerle makine öğrenmesi yöntemlerinden SVM, Lineer Regresyon, Yapay Sinir Ağları ve SGD ile modelleri eğitilmiştir. Eğitim sırasında veriler %70 eğitim, %30 test kümesi olarak ayrılmıştır. Eğitilen model için çıkan sonuçlar aşağıda gösterilmektedir.

Tablo 12. 2019 Yılı Öncesi Verilerle Eğitilmiş Modelin Test Sonuçları

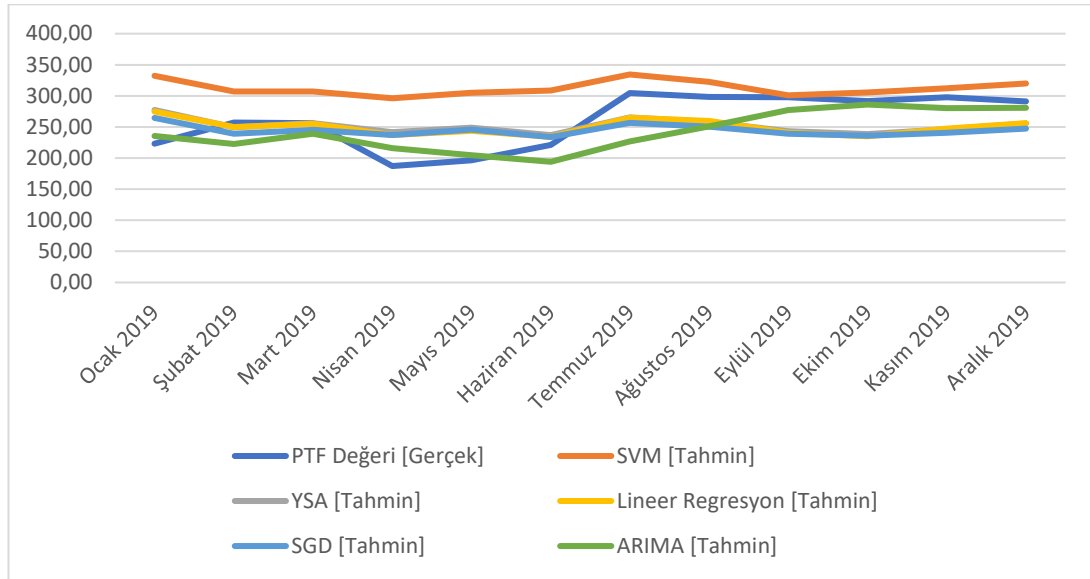
Yöntem	MSE	RMSE	MAE	R2
SVM	554,58	23,55	17,95	0,588
Lineer Regresyon	162,97	12,77	10,00	0,879
Yapay Sinir Ağları	163,65	12,79	10,02	0,878
SGD	190,04	13,79	10,33	0,859

Eğitilen bu modeller, 2019 yılında gerçekleşmiş ve veri setinde bulunan diğer verileri (BOTAŞ Tarifesi, Sıcaklık, Kömür Fiyatları vb.) kullanarak 2019 yılı için tahmin sonuçları oluşturulmuştur. Ayrıca ARIMA kullanılarak 2018 yılının sonuna kadar olan PTF değerleri ile 2019 yılı PTF değeri tahmin edilmiştir. Çıkan sonuçlar kıyaslanmıştır.

Tablo 13. Gerçek PTF Değeri ve Modellerin 2019 Yılı Tahmin Sonuçları

Dönem	PTF Değeri [Gerçek]	SVM [Tahmin]	YSA [Tahmin]	Lineer Regresyon [Tahmin]	SGD [Tahmin]	ARIMA [Tahmin]
Ocak 2019	223,04	332,13	277,30	274,79	264,55	235,72
Şubat 2019	257,05	307,04	249,60	249,73	238,94	222,89
Mart 2019	256,04	307,20	255,95	254,82	245,40	239,08
Nisan 2019	187,15	296,10	241,66	236,80	237,24	215,83
Mayıs 2019	196,17	305,02	248,99	243,53	245,66	204,76
Haziran 2019	221,32	308,69	236,82	234,22	233,79	194,05
Temmuz 2019	304,55	334,42	265,52	264,71	256,54	226,63
Ağustos 2019	298,30	322,62	258,12	259,90	250,50	251,09
Eylül 2019	297,90	300,81	243,40	240,60	239,32	277,42
Ekim 2019	291,61	305,62	238,75	235,06	236,19	286,03
Kasım 2019	297,87	312,20	246,37	247,11	240,60	280,30
Aralık 2019	291,32	319,89	255,46	256,24	247,48	280,91

2019 yılına ilişkin gerçek PTF değeri ve beş farklı yöntemle tahmin edilen PTF değerine ilişkin sonuçlar aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.



Şekil 37. 2019 Yılına İlişkin Gerçek ve Tahmini PTF Değerleri

8.2. 2020 Yılı İçin Bulgular

2020 yılı için, aynı yöntemler ile bir önceki yılın sonuna kadar olan veriler kullanılan makine öğrenmesi yöntemleri ile eğitilmiştir. Eğitim sırasında veriler yine %70 eğitim, %30 test kümesi olarak ayrılmıştır. Eğitilen model için çıkan sonuçlar aşağıda gösterilmektedir.

Tablo 14. 2020 Yılı Öncesi Verilerle Eğitilmiş Modelin Test Sonuçları

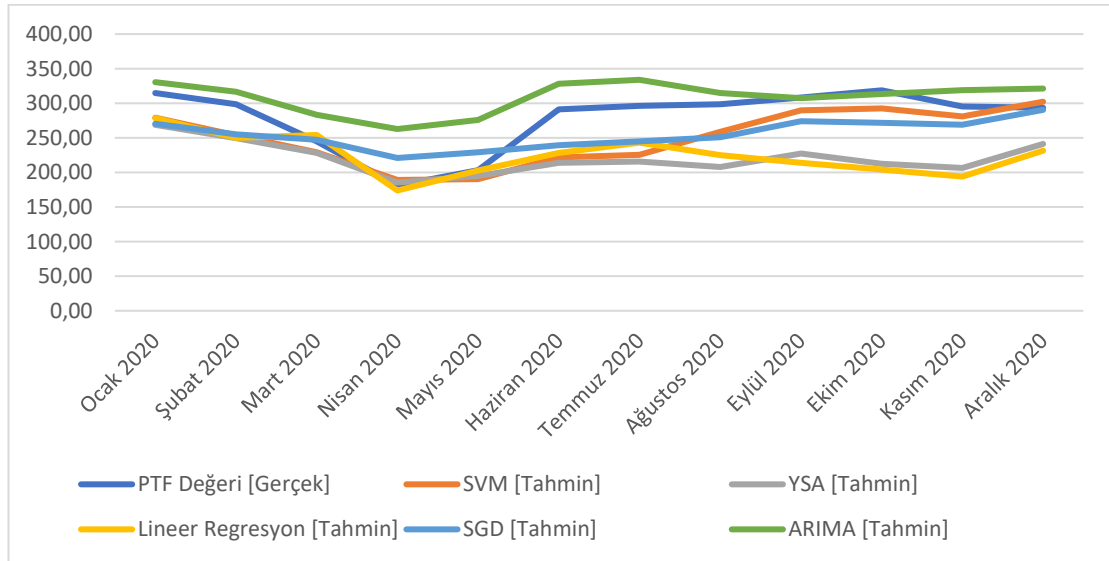
Yöntem	MSE	RMSE	MAE	R2
SVM	547,01	23,39	17,12	0,768
Lineer Regresyon	274,76	16,58	12,13	0,883
Yapay Sinir Ağları	318,59	17,85	12,97	0,865
SGD	330,69	18,19	13,30	0,860

2020 yılında gerçekleşmiş diğer değişkenler, eğitilen modellerde kullanarak, 2020 yılı için tahmin sonuçları oluşturulmuştur. 2019 yılının sonuna kadar olan PTF değerleri ile ARIMA kullanılarak 2020 yılı PTF değeri tahmin edilmiştir. Çıkan sonuçlar kıyaslanmıştır.

Tablo 15. Gerçek PTF Değeri ve Modellerin 2020 Yılı Tahmin Sonuçları

Dönem	PTF Değeri [Gerçek]	SVM [Tahmin]	YSA [Tahmin]	Lineer Regresyon [Tahmin]	SGD [Tahmin]	ARIMA [Tahmin]
Ocak 2020	314,61	279,31	268,79	278,59	270,43	330,61
Şubat 2020	298,41	253,63	249,62	249,77	255,16	316,74
Mart 2020	245,09	229,09	228,42	254,19	247,14	283,20
Nisan 2020	181,16	189,16	185,36	173,89	220,92	262,77
Mayıs 2020	203,22	190,08	195,14	202,56	228,96	275,67
Haziran 2020	291,31	221,99	214,11	228,43	239,45	328,09
Temmuz 2020	296,36	225,55	215,94	243,22	244,88	333,89
Ağustos 2020	298,70	258,68	207,79	225,00	251,08	314,83
Eylül 2020	308,20	289,81	227,35	214,10	273,96	307,40
Ekim 2020	318,70	292,38	212,43	204,02	271,80	313,31
Kasım 2020	295,51	281,02	206,69	194,00	268,78	319,13
Aralık 2020	293,35	302,25	241,40	231,37	290,45	321,29

2020 yılına ilişkin gerçek PTF değeri ve farklı yöntemle tahmin edilen PTF değerine ilişkin sonuçlar aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.

**Şekil 38.** 2020 Yılına İlişkin Gerçek ve Tahmini PTF Değerleri

8.3. 2021 Yılı İçin Bulgular

2021 yılı için, 2020 yılının sonuna kadar olan veriler kullanılan makine öğrenmesi yöntemleri ile eğitilmiştir. Eğitim kümesinin oranı %70, test kümesinin ise %30'dur. Eğitim sonrasında çıkan sonuçlar aşağıda gösterilmektedir.

Tablo 16. 2021 Yılı Öncesi Verilerle Eğitilmiş Modelin Test Sonuçları

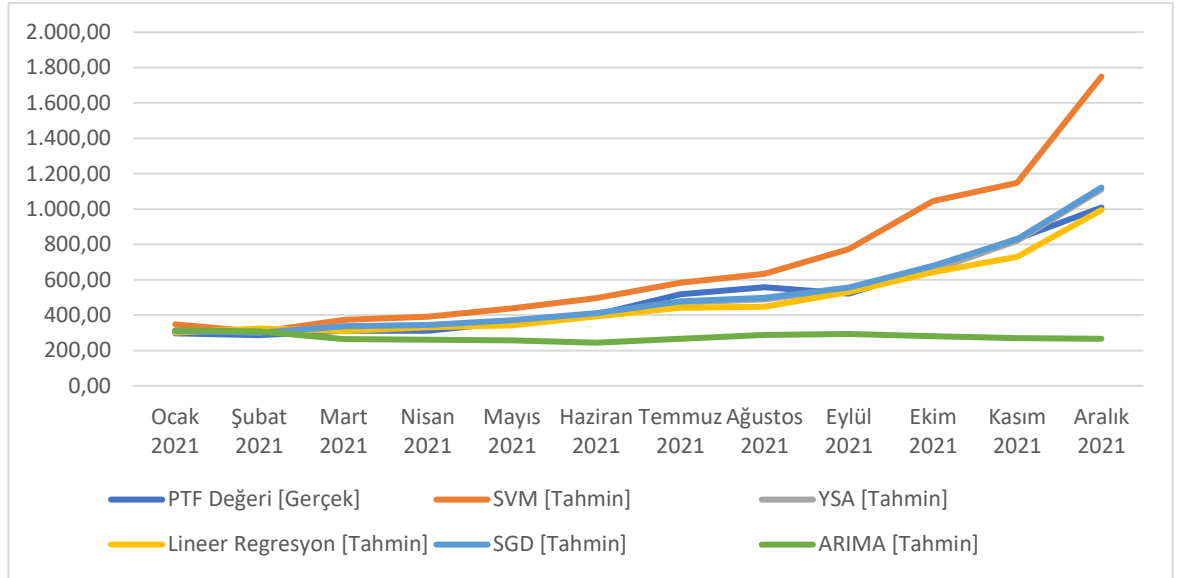
Model	MSE	RMSE	MAE	R2
SVM	590,64	24,30	19,64	0,830
Lineer Regresyon	267,93	16,37	12,95	0,923
Yapay Sinir Ağları	332,20	18,23	13,78	0,904
SGD	349,64	18,70	14,53	0,899

2021 yılında gerçekleşmiş diğer değişkenler, eğitilen modellerde kullanarak, 2020 yılı için tahmin sonuçları oluşturulmuştur. 2020 yılının sonuna kadar olan PTF değerleri ile ARIMA kullanılarak 2021 yılı PTF değeri tahmin edilmiştir. Çıkan sonuçlar kıyaslanmıştır.

Tablo 17. Gerçek PTF Değeri ve Modellerin 2021 Yılı Tahmin Sonuçları

Dönem	PTF Değeri [Gerçek]	SVM [Tahmin]	YSA [Tahmin]	Lineer Regresyon [Tahmin]	SGD [Tahmin]	ARIMA [Tahmin]
Ocak 2021	297,72	348,43	311,74	301,56	312,00	314,35
Şubat 2021	286,89	305,37	302,02	323,94	301,14	308,48
Mart 2021	311,41	373,36	336,86	310,45	337,05	264,13
Nisan 2021	312,15	390,47	342,82	331,70	344,87	260,86
Mayıs 2021	360,59	437,70	366,71	343,22	372,19	257,61
Haziran 2021	402,03	495,43	402,23	392,89	410,49	244,05
Temmuz 2021	518,37	582,48	470,46	441,74	477,63	266,80
Ağustos 2021	557,37	634,17	488,48	447,29	498,52	288,37
Eylül 2021	520,86	773,62	546,57	530,65	556,78	294,07
Ekim 2021	669,93	1.044,18	653,26	643,76	679,04	280,36
Kasım 2021	830,96	1.148,22	820,69	729,29	829,39	269,23
Aralık 2021	1.008,64	1.749,24	1.110,42	994,39	1.121,65	266,37

2021 yılına ilişkin gerçek PTF değeri ve farklı yöntemle tahmin edilen PTF değerine ilişkin sonuçlar aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.



Şekil 39. 2021 Yılına İlişkin Gerçek ve Tahmini PTF Değerleri

8.4. 2022 Yılı İçin Bulgular

2022 yılı için, 2021 yılının sonuna kadar olan verilerle makine öğrenmesi yöntemlerinden SVM, Lineer Regresyon, Yapay Sinir Ağları ve SGD ile modelleri eğitilmiştir. Eğitim sırasında veriler %70 eğitim, %30 test kümesi olarak ayrılmıştır. Eğitilen model için çıkan sonuçlar aşağıda gösterilmektedir.

Tablo 18. 2022 Yılı Öncesi Verilerle Eğitilmiş Modelin Test Sonuçları

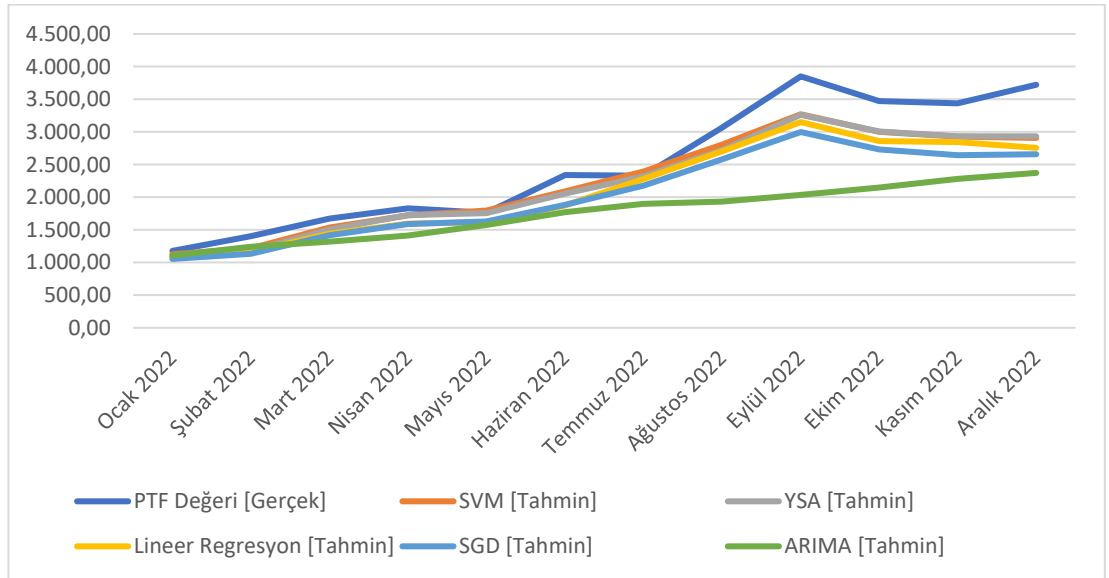
Yöntem	MSE	RMSE	MAE	R2
SVM	420,88	20,52	15,16	0,970
Lineer Regresyon	304,15	17,44	13,38	0,978
Yapay Sinir Ağları	320,05	17,89	13,47	0,977
SGD	354,82	18,84	14,90	0,975

Eğitilen bu modeller, 2022 yılında gerçekleşmiş ve veri setinde bulunan diğer verileri (BOTAŞ Tarifesi, Sıcaklık, Kömür Fiyatları vb.) kullanarak 2022 yılı için tahmin sonuçları oluşturulmuştur. Ayrıca ARIMA kullanılarak 2021 yılının sonuna kadar olan PTF değerleri ile 2022 yılı PTF değeri tahmin edilmiştir. Çıkan sonuçlar kıyaslanmıştır.

Tablo 19. Gerçek PTF Değeri ve Modellerin 2022 Yılı Tahmin Sonuçları

Dönem	PTF Değeri [Gerçek]	SVM [Tahmin]	YSA [Tahmin]	Lineer Regresyon [Tahmin]	SGD [Tahmin]	ARIMA [Tahmin]
Ocak 2022	1.177,99	1.126,50	1.084,42	1.089,86	1.054,28	1.105,62
Şubat 2022	1.404,50	1.214,39	1.175,13	1.161,05	1.134,74	1.241,12
Mart 2022	1.670,85	1.534,77	1.507,46	1.440,66	1.419,03	1.321,55
Nisan 2022	1.830,56	1.723,25	1.728,95	1.596,12	1.587,64	1.414,47
Mayıs 2022	1.763,03	1.794,25	1.758,43	1.619,20	1.630,87	1.576,41
Haziran 2022	2.340,14	2.091,80	2.056,77	1.874,81	1.885,54	1.769,72
Temmuz 2022	2.330,37	2.391,27	2.321,59	2.282,34	2.179,54	1.897,74
Ağustos 2022	3.066,55	2.806,51	2.720,74	2.703,16	2.580,91	1.934,54
Eylül 2022	3.850,59	3.270,18	3.261,42	3.150,57	2.998,22	2.035,87
Ekim 2022	3.470,02	3.003,12	3.004,99	2.860,02	2.729,38	2.149,40
Kasım 2022	3.438,31	2.929,74	2.931,93	2.845,45	2.643,91	2.278,88
Aralık 2022	3.724,41	2.905,94	2.933,54	2.756,20	2.657,84	2.372,20

2022 yılına ilişkin gerçek PTF değeri ve beş farklı yöntemle tahmin edilen PTF değerine ilişkin sonuçlar aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.



Şekil 40. 2022 Yılına İlişkin Gerçek ve Tahmini PTF Değerleri

8.5. 2019 - 2022 Yılı İçin Bulgular

Yıllara ait tahmini PTF değerleri ve tahmin sonuçları üstteki başlıklarda gösterilmiştir. Bu kısımda ise PTF tahmininin yapıldığı dört yıla ait gerçek ve tahmini PTF değerleri ile elde edilen sonuçlar birlikte değerlendirilecektir. Tahmini değerler ile gerçek değerler, R-Kare, MSE, RMSE, MAE ve MAPE değerleri bulunarak kıyaslanmıştır.

R-Kare değeri 2019 yılında ARIMA, Lineer Regresyon, Yapay Sinir Ağları şeklinde sıralanmıştır.

- 2020 yılında, SVM, SGD, ARIMA
- 2021 yılında Yapay Sinir Ağları, SGD, Lineer Regresyon
- 2022 yılında ise SVM, Yapay Sinir Ağları, Lineer Regresyon modelleri sırası ile en yüksek RKare değerine ulaşan sonuçları vermiştir.

Tablo 20. R-Kare Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu

Rkare	2019	2020	2021	2022
SVM	5	1	4	1
Yapay Sinir Ağları	3	5	1	2
Lineer Regresyon	2	4	3	3
SGD	4	2	2	4
ARIMA	1	3	5	5

Yukarıdaki tabloda R-Kare sonuçları büyükten küçüğe her yıl için sıralanmıştır. Burada amaç hangi modelin hangi dönemler için daha başarılı olduğunu test etmektir.

Tablo 21. Tahmin Sonuçlarının Dört Yıllık MSE Değeri

MSE	2019	2020	2021	2022
SVM	4.256	1.374	74.222	140.518
Yapay Sinir Ağları	1.820	4.496	1.708	145.303
Lineer Regresyon	1.746	4.347	2.622	224.800
SGD	1.964	1.481	1.801	311.413
ARIMA	1.035	1.529	103.877	863.824

MSE hatalardan elde edilen bir hesaplama yöntemidir ve hataların karesinin toplamının ortalama değeridir. Tablo 17’de 2019’dan 2022’ye kadar MSE değerlerinin giderek arttığı gözlemlenmektedir. Şekil 1’de 2022 yılındaki PTF değerinin, 2021

yılındaki değerine oranla yaklaşık beş katına çıktığı belirtilmişti. Farkların karesini temel alarak bizlere sonuç veren MSE değerini kıyaslamada kullanırken, soldan sağa (modellerden elde edilen sonuçların yıllar içerisindeki MSE değerleri) şeklinde kıyaslama yapmak, PTF'deki artış sebebi ile yanıltıcı sonuçlar verebilir. Bu sebeple bu değer de yıllar içerisindeki veriler kendi içerisinde sıralanacak şekilde sıraya konulmuştur. MSE hatayı ifade ettiği için, MSE değeri düşük olan, daha başarılı bir modeli ifade etmektedir. Bu sebeple ilgili yıl için MSE değeri en düşük olan 1, en yüksek olan 5 olacak şekilde sıralanmıştır.

Tablo 22. MSE Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu

MSE	2019	2020	2021	2022
SVM	5	1	4	1
Yapay Sinir Ağları	3	5	1	2
Lineer Regresyon	2	4	3	3
SGD	4	2	2	4
ARIMA	1	3	5	5

MSE değerinin farkların karelerinin alınarak bulunan bir değer olduğu belirtilmişti. RMSE değeri ise, MSE değerinin karekökü alınarak hesaplanmaktadır. Bu sebeple MSE tablosunda yüksek görünen değerler karekök alınması işlemi sonrasında PTF ile daha yakın seviyelere gelmektedir.

Tablo 23. Tahmin Sonuçlarının Dört Yıllık RMSE Değeri

RMSE	2019	2020	2021	2022
SVM	65	37	272	375
Yapay Sinir Ağları	43	67	41	381
Lineer Regresyon	42	66	51	474
SGD	44	38	42	558
ARIMA	32	39	322	929

Son yıllarda RMSE'nin yüksek olmasında PTF'nin yıllar içerisinde değişiminin de etkisi bulunmaktadır. RMSE değerlerini yıllar içerisinde sıraladığımızda aşağıdaki tablodaki değerler elde edilmektedir. RMSE'nin de hataya ilişkin bir değer olması sebebi ile ilgili yıl içerisindeki en düşük değere 1, en yüksek değere ise 5 verilmiştir.

Tablo 24. MSE Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu

RMSE	2019	2020	2021	2022
SVM	5	1	4	1
Yapay Sinir Ağları	3	5	1	2
Lineer Regresyon	2	4	3	3
SGD	4	2	2	4
ARIMA	1	3	5	5

MAE değeri ortalama mutlak hata değerini vermektedir. Bu değer sonuları aşağıdaki tabloda belirtilmiştir.

Tablo 25. Tahmin Sonuçlarının Dört Yıllık MAE Değeri

MAE	2019	2020	2021	2022
SVM	52	30	184	288
Yapay Sinir Ağları	38	58	30	298
Lineer Regresyon	37	55	36	391
SGD	41	35	31	464
ARIMA	26	31	237	747

MAE değerinin hata ifade ediyor olması, daha az hatanın ise daha doğru sonuçlara yaklaşıldığı anlamını taşıması sebebi ile MAE değeri en düşük olan 1, en yüksek olan 5 olacak şekilde sıralama yapılmıştır.

Tablo 26. MAE Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu

MAE	2019	2020	2021	2022
SVM	5	1	4	1
Yapay Sinir Ağları	3	5	1	2
Lineer Regresyon	2	4	3	3
SGD	4	3	2	4
ARIMA	1	2	5	5

MAPE değeri, oransal hatayı verdiği için MSE, RMSE ve MAE’de olduğu gibi PTF’nin artışı ile orantılı bir değer artışı MAPE’de olmamaktadır. Bu sebeple MAPE’yi yıllar arasındaki hata kıyaslamalarında da kullanmak mümkün olabilecektir.

Tablo 27. Tahmin Sonuçlarının Dört Yıllık MAPE Değeri

MAPE	2019	2020	2021	2022
SVM	0,23	0,11	0,30	0,10
Yapay Sinir Ağları	0,15	0,20	0,06	0,11
Lineer Regresyon	0,15	0,18	0,07	0,14
SGD	0,16	0,13	0,06	0,17
ARIMA	0,10	0,13	0,38	0,26

MAPE değeri ile hataların ortalama mutlak yüzde değerlerinin hesaplanmış olması sebebi ile, Tablo 22 farklı yıllar arasında kıyaslama yapılmasını sağlayabilecektir. MAPE değerinin hataların oranına ilişkin bir değer olması ve mutlak değer alınıyor olması sebebi ile daima pozitif çıkması sebebi ile, 0’a yaklaştıkça, hata oranının daha az olduğu sonucuna varılır. MAPE değeri yıllar içerisinde 1’den 5’e kadar sıralandığında elde edilen sonuçlar Tablo 23’te gösterilmiştir.

Tablo 28. MAPE Sonuçlarına Göre Modellerin Yıllık Sıralama Tablosu

MAPE	2019	2020	2021	2022
SVM	5	1	4	1
Yapay Sinir Ağları	3	5	1	2
Lineer Regresyon	2	4	3	3
SGD	4	2	2	4
ARIMA	1	3	5	5

Beş farklı yöntemi her yıl için kendi içerisinde sıralandığında, sıralama RKare, MSE, RMSE ve MAPE için aynı olmuş, sadece MAE için 2022 yılındaki 2. ve 3. sıralamanın yeri değişmiştir. Bunun haricinde diğer dört yöntem için sıralama tablosu aşağıda gösterilmiştir.

Tablo 29. RKare, MSE, RMSE be MAPE için Ortak Sonuçlar

	2019	2020	2021	2022
SVM	5	1	4	1
Yapay Sinir Ağları	3	5	1	2
Lineer Regresyon	2	4	3	3
SGD	4	2	2	4
ARIMA	1	3	5	5

RMSE veya MAE değerleri, farkların pozitif etkileri ile orantılı bir değerdir. Ancak bu değerler farklı yıllara ait PTF değerlerine ilişkin hata miktarlarını verdiği için, PTF değerinin yüksek olduğu zamanlarda hata değeri görece yüksek olsa bile, oransal olarak daha düşük değer alabilecektir. Bu sebeple MAPE değeri yıllar arasında kıyaslama yaparken de kolaylık sağlayabilecek bir modeldir. MAPE'nin haricinde hem MAE, hem de karelerinin karekökü alınmış bir değer olan RMSE için ilgili dönemin PTF değerlerine oranlayarak yeni katsayılar oluşturulmuştur. Oluşturulan bu katsayılar oran olacağı için 0'a yakın olması, sonucun daha başarılı olmasını ifade edecektir. MAE değerinin mutlak değer olması, RMSE değerinin ise kareler alınarak uygulanan bir yöntem olması sebebi ile hiçbir zaman negatif değer almayacağı açıktır. PTF değerimiz her dönem için pozitif değer almıştır. Ancak farklı yıllar veya farklı veri setleri içerisinde kıyas yapmayı gerektiren durumlar elde edilen RMSE veya MAE değerlerinin ilgili dönemlere ait mutlak ortalama değerlere bölünmesi ile, aynı sonuçları farklı yıllar içerisinde de kıyaslamak mümkün olacaktır.

Tablo 30. PTF Değerinin Yıllara Göre Aritmetik Ortalaması

Yıl	2018	2019	2020	2021
PTF Aritmetik Ortalama	260,19	278,72	506,41	2.505,61

Elde edilen RMSE ve MAE değerlerini, ilgili yıllara ait PTF değerlerinin aritmetik ortalamalarına böldüğümüzde aşağıdaki sonuçlar elde edilmektedir. Burada amaç hangi yöntemin, hangi yıl daha başarılı sonuçlar verdiğini kıyaslamaktır.

Tablo 31. İlgili Dönemlerdeki RMSE Değerlerinin PTF Değerlerine Bölümünün Sonuçları

RMSE/PTF Aritmetik	2019	2020	2021	2022
SVM	0,251	0,133	0,538	0,150
Yapay Sinir Ağları	0,164	0,241	0,082	0,152
Lineer Regresyon	0,161	0,237	0,101	0,189
SGD	0,170	0,138	0,084	0,223
ARIMA	0,124	0,140	0,636	0,371

Tablo 32. İlgili Dönemlerdeki MAE Değerlerinin PTF Değerlerine Bölümünün Sonuçları

MAE/PTF Aritmetik	2019	2020	2021	2022
SVM	0,202	0,109	0,363	0,115
Yapay Sinir Ağları	0,147	0,209	0,060	0,119
Lineer Regresyon	0,144	0,198	0,070	0,156
SGD	0,158	0,125	0,060	0,185
ARIMA	0,098	0,112	0,467	0,298

Her iki değer de oransal bir değer olması, pay kısmında hataların paydada ise ilgili dönem değişkenlerinin olması sebebi ile yıllardaki oranlarını düşükten yükseğe göre, en düşük oran 1, en yüksek oran 4 olacak şekilde sıralanmıştır.

Tablo 33. RMSE/PTF Aritmetik Ortalama Değerinin Metotlara Göre Sıralaması

RMSE/PTF Aritmetik	SVM	Yapay Sinir Ağları	Lineer Regresyon	SGD	ARIMA
2019	3	3	2	3	1
2020	1	4	4	2	2
2021	4	1	1	1	4
2022	2	2	3	4	3

Tablo 34. MAE/PTF Aritmetik Ortalama Değerinin Metotlara Göre Sıralaması

MAE/PTF Aritmetik	SVM	Yapay Sinir Ağları	Lineer Regresyon	SGD	ARIMA
2019	3	3	2	3	1
2020	1	4	4	2	2
2021	4	1	1	1	4
2022	2	2	3	4	3

Tablo 27 ve Tablo 28 bizlere her yöntem için yıllara ait sıralamanın değişmediğini göstermektedir. MAE ve RMSE değerlerinin sıralaması kıyaslandığında sadece bir değişkende sıralama farkının olduğunu tespit edilmişti. İlgili yıla ait PTF aritmetik ortalama değerine bölünmesi sayesinde bu farklılık da ortadan kaldırılmıştır.

Yukarıdaki çalışmalar ile farklı yöntemler ile çıkan PTF tahmin sonuçları kıyaslanmış, farklı yıllarda PTF ortalamalarının farklı olması sebebi ile hata değerlerinin ilgili yıllardaki PTF değerlerine bölünmesi ile oransal sonuçlara ulaşılmıştır.

Oransal hata sonucu elde edilen üç yöntem için hata oranları aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 35. Oransal hataların kıyas tablosu

Yöntem	Yıl	MAPE	RMSE/PTF Aritmetik	MAE/PTF Aritmetik
SVM	2019	0,230	0,251	0,202
Yapay Sinir Ağları	2019	0,150	0,164	0,147
Lineer Regresyon	2019	0,150	0,161	0,144
SGD	2019	0,160	0,170	0,158
ARIMA	2019	0,100	0,124	0,098
SVM	2020	0,110	0,133	0,109
Yapay Sinir Ağları	2020	0,200	0,241	0,209
Lineer Regresyon	2020	0,180	0,237	0,198
SGD	2020	0,130	0,138	0,125
ARIMA	2020	0,130	0,140	0,112
SVM	2021	0,300	0,538	0,363
Yapay Sinir Ağları	2021	0,060	0,082	0,060
Lineer Regresyon	2021	0,070	0,101	0,070
SGD	2021	0,060	0,084	0,060
ARIMA	2021	0,380	0,636	0,467
SVM	2022	0,100	0,150	0,115
Yapay Sinir Ağları	2022	0,110	0,152	0,119
Lineer Regresyon	2022	0,140	0,189	0,156
SGD	2022	0,170	0,223	0,185
ARIMA	2022	0,260	0,371	0,298

R-Kare, MSE, RMSE ve MAPE sonuçları her yılın kendi içerisinde bir sıralama yapıldığında, neredeyse aynı sonuçları vermiştir. Bu sayede, farklı ölçütler ile tüm yöntemlerin kıyaslaması yapılabilmektedir. Oransal hatalar incelendiğinde ise farklı yıllar açısından da kıyaslama yapılması mümkün hale gelmiştir. Tüm çalışma oransal hatalar ile kıyaslanmak istendiğinde istatistikte kabul gören MAPE ile tüm çalışmanın sonuçları yorumlanmıştır.

Tablo 36. Tüm Çalışmanın MAPE Sonuçları

MAPE	2019	2020	2021	2022	Ortalama
SVM	0,230	0,110	0,300	0,100	0,185
Yapay Sinir Ağları	0,150	0,200	0,060	0,110	0,130
Lineer Regresyon	0,150	0,180	0,070	0,140	0,135
SGD	0,160	0,130	0,060	0,170	0,130
ARIMA	0,100	0,130	0,380	0,260	0,218
Ortalama	0,158	0,150	0,174	0,156	0,160

MAPE sonuçlarına bağlı olarak, tüm çalışmada;

- %16 hata oranı ile tahminlemeler yapılmıştır.
- Dört yıla ait ortalama hata değeri en düşük olan yöntem SGD ve Yapay Sinir Ağları'dır.
- Tüm gözlemler içerisinde en düşük hata %6 hata oranı ile Yapay Sinir Ağları ve SGD'nın 2021 yılına ait tahminlerindedir.
- 2019 yılı için en az hata %10 ile ARIMA yönteminde olmuştur.
- 2020 yılı için en az hata %11 ile SVM yönteminde olmuştur.
- 2021 yılı için en az hata %6 ile YSA ve SGD yöntemlerinde olmuştur.
- 2022 yılı için en az hata %10 ile SVM yönteminde olmuştur.
- SVM'nin en az hata oranı ile tahmin yaptığı yıl, %10 ile 2022 yılıdır.
- Yapay Sinir Ağları'nın en az hata oranı ile tahmin yaptığı yıl %6 ile 2021 yılıdır.
- Lineer Regresyon'un en az hata oranı ile tahmin yaptığı yıl %7 ile 2021 yılıdır.
- SGD'nin en az hata oranı ile tahmin yaptığı yıl %6 ile 2021 yılıdır.
- ARIMA'nın en az hata oranı ile tahmin yaptığı yıl %10 ile 2019 yılıdır.
- En az hata oranı ile tahmin yapılan yıl 2020, sonrasında ise sırası ile 2022, 2012 ve 2021'dir.
- Dört yıla ait SVM'nin hata oranı ortalaması %18,5'tir.
- Dört yıla ait Yapay Sinir Ağları'nın hata oranı ortalaması %13'tür.
- Dört yıla ait Lineer Regresyon'un hata oranı ortalaması %13,5'tir.
- Dört yıla ait SGD'nin hata oranı ortalaması %13'tür.
- Dört yıla ait ARIMA'nın hata oranı ortalaması %21,8'dir.

9. TARTIŞMA, SONUÇ ve ÖNERİLER

Gün Öncesi Piyasası'nda oluşan fiyatın uzun dönemli tahmin edilmesi amacıyla yapılan bu çalışmada, fiyat tahmininin önemi ve gereklilikleri tespit edilmiş, konu ile ilgili literatür çalışması yapılmış, farklı çalışmalar incelenmiştir. Bazı çalışmalarda elektrik fiyatlarında mevsimsellik olduğu, fiyat etkileyen değişkenlerin olduğu belirtilmiş hem zaman serisi hem de farklı makine öğrenmesi yöntemleri ile tahminlemeler yapılmıştır. Yapılan bu çalışmada uzun dönemli aylık PTF tahmini yapılmış olup, zaman serisi ve makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmıştır. 2019 – 2022 yılları arasındaki dört yıl için yapılan eğitim ve test çalışmaları sonucunda, PTF tahminleri yapılmıştır. Elde edilen bulgulara ilişkin tartışma, sonuç ve öneriler bu kısımda bulunmaktadır.

9.1. Tartışma

Yapılan çalışma neticesinde, gün öncesi piyasasında oluşan elektrik fiyatlarının (PTF), BOTAŞ tarifesini, hava sıcaklığı, petrol, kömür ve doğalgaz fiyatları ile ilişki içerisinde olduğu sonucu tespit edilmiştir. Bu değişkenlere ait fiyatların yukarı veya aşağı yönlü değişimi, PTF'nin de fiyatını genel anlamda aynı yönlü olarak etkilemektedir.

Yapılan makine öğrenmesi ve zaman serisi çalışmaları ile modeller eğitilmiş ve eğitilen modeller ile sonraki yıllar tahmin edilmiş olup sonuçlar elde edilmiştir. 2021 yılında enerji tedarik krizi yaşanmış PTF yaklaşık iki katına çıkmış, 2022 yılında küresel çapta yaşanan enerji krizi yaşanmış ve 2022 yılının PTF ortalaması 2021 yılının yaklaşık beş katına çıkmıştır. Bu fiyat artışına rağmen, yapılan analiz sonuçlarında %16 ortalama hata oranı ile sonuçlar elde edilmiştir.

Enerji sektörünün ciddi fiyat değişimlerini yaşadığı 2021 ve 2022 yılları için fiyatlar bir önceki yıllara göre yaklaşık %100 veya %400 civarında artış göstermesine rağmen, modellerin en düşük %6 gibi bir hata oranı ile tahminleme yaptığı gözlemlenmektedir.

Zaman serisi modellerinden olan ARIMA modeli, 2019 ve 2020 yılında, diğer modellere göre daha iyi sonuçlar vermiş olmasına rağmen, 2021 ve 2022 yıllarında en kötü tahmin sonuçlarını vermiştir. ARIMA'daki veri seti, zaman serisinin doğası gereği sadece önceki yıllara ait PTF değerlerini içermekte olup, diğer değişkenleri dikkate almadan tahmini değer üretmektedir. 2021 ve 2022 yıllarında yaşanan petrol, kömür ve doğalgaz fiyatlarındaki artış PTF'nin eski eğilimine göre çok daha sert bir şekilde artmasına sebep olmuştur. Geçmiş PTF değerlerine bağlı olarak öngörülemeyen enerji fiyatlarındaki artış, 2021 ve 2022 yıllarında ARIMA'nın tahmin başarısının düşmesine sebep olduğu yorumlanabilmektedir.

Piyasada diğer değişkenlerin fiyatlarının yükseldiği 2021 ve 2022 yılları için ise makine öğrenmesi yöntemlerinin, zaman serisi yöntemi olan ARIMA'ya göre daha başarılı tahminler verdiği gözlemlenmiştir. Her ne kadar bulgular farklı yöntemler ile kıyaslanmış olsa bile,

- 2021 yılı için YSA, Lineer Regresyon ve SGD
- 2022 yılı için ise, SVM, YSA, Lineer Regresyon

birbirine yakın sonuçlar vermiştir.

9.2. Sonuçlar

Sonuç olarak enerji fiyatlarının daha az değişken olduğu dönemlerde zaman serisi ile yapılan tahminler başarılı olabiliyorken, fiyatların önceki yıllara oranla daha fazla değişim gösterdiği zamanlarda makine öğrenmesi yöntemleri ile elde edilen tahminler daha başarılı olabilmektedir.

PTF değerinin BOTAŞ tarifi, petrol, kömür ve doğalgaz fiyatları, döviz kuru vb. değişkenler ile yüksek korelasyon içerisinde olduğu tespit edilmiştir. PTF değerlerinin baş katına çıktığı dönemlerde bile %10'un altında hata payı ile tahminlere ulaşılmıştır.

Beş farklı model ile yapılan çalışmalarda her modelin diğer modellere göre farklı dönemlerde başarılı sonuçlar verdiği net bir şekilde gözlemlenmektedir. Bu sonuç PTF tahmininde kullanılan bu beş yöntemin herhangi birisinin daha iyi olduğunu veya

olmadığını kanıtlamamaktadır. Farklı koşullar altında farklı modellerin daha iyi sonuçlar verebileceği gözlemlenmektedir. Yapılan çalışma sırasında net olarak ayrılan konu ise zaman serisi modelinin durağan olan dönemlerde iyi sonuçlar verebiliyorken, piyasadaki değişimlerin daha yüksek olduğu dönemlerde başarısını kaybediyor olmasıdır.

Sonuç olarak, PTF birçok değişkenden etkilenmektedir. PTF'nin tahmini için makine öğrenmesi veya zaman serisi modelleri ile başarılı tahminler elde edilebilmektedir. Burada piyasanın durağan olup olmamasına göre farklı modeller tercih edilebilir. PTF tahmini ile yapılan çalışmalar, enerji sektöründeki yatırımcılar, elektrik tüketicileri, sektöre finansman sağlayan kurumlar, elektrik tedarik şirketleri için fikir oluşturabilecek, verilecek kararlar için yol gösterebilecektir.

9.3. Öneriler

Yapılan çalışma sırasında veri setinin oluşumundan, incelenmesine, modellerin kurulmasından, sonuçların kıyaslamasına kadar birçok noktada sorunlar tespit edilmiş ve çözümler aranmıştır. Amaç daha doğru bir PTF tahmininin yapılması ve sonuçları kıyaslama yöntemlerinin bulunmasıdır.

9.3.1. Araştırma Sonuçlarına Dayalı Öneriler

Araştırma sonuçlarını kıyasladığımız RMSE, MSE ve MAE değerleri yıllar arasındaki sonuçların test edilebileceği sonuçları vermemektedir. Yıllar arasında PTF değerlerinin artması sebebi ile RMSE, MSE ve MAE değerlerinde artış gözlemlenmesine rağmen, bu değerlerin yıllar içerisindeki kıyaslamasını yapacak bir değeri ifade etmemektedir. Yapılan çalışmada yılların içerisindeki başarıyı kıyaslayabilmek adına MAPE'den istifade edilmiştir. Modellerin hata oranlarının ölçümü konusunda farklı ölçütleri olması, sonuçların irdelenmesindeki başarıyı artıracaktır. Yapılan çalışmada çıkan RMSE ve MAE değerleri ilgili yıla ait PTF aritmetik ortalama değerlerine bölünmüş, sapma değerlerinin yıllar içerisindeki farklılığı oransal hale dönüştürülmüştür. Bu sayede MAPE'nin haricinde bir ölçütle, aynı yöntem için farklı yıllara ait çıkan sonuçlar kıyaslanabilmektedir. Benzer

alışmalarda test sonuçları arasındaki farklılığı giderebilmek adına bu veya bunun gibi yöntemler geliştirilebilir ve uygulanabilir.

9.3.2. İleride Yapılabilecek Araştırmalara Yönelik Öneriler

alışmada eğitilen modeller diğer değişkenlere ait gerçek veri setleri ile yapılmıştır. Veri setinden veya diğer kaynaklardan da görüleceği üzere elektrik fiyatını etkileyen değişkenlerin fiyatlarında beklenmedik değişimler olmaktadır. Örneğin BOTAŞ tarifeye bir dönemde %50 zam yaparken, farklı bir dönemde ise %20 indirim yapabilmektedir. Ya da COVID19 dönemi 20 \$ seviyelerine kadar düşen Brent petrolün, Rusya – Ukrayna savaşı ile 130 \$ seviyelerine yaklaşması öngörülebilirliği düşük bir durumdur. Bu sebeple emtia fiyatlarının, tarifelerin ve döviz kurunun çok sık değiştiği piyasa için girdiler sürekli güncellenerek, yeni tahminler oluşturulmalıdır.

Kaynakça

- Adalı, Y. E. (2015). *Gün Öncesi Piyasasında Saatlik ve Günlük Elektrik Fiyatları Tahmini*. İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi, Enerji Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Akan, B., & Baylan, E. B. (2022). Box-Jenkins Yöntemiyle Çilek Satış Fiyatları İçin Tahmin Modeli Kurulması Ve Tahmin Sonuçlarının Değerlendirilmesi. s. 211-231.
- Akyıldırım, E., Göncü, A., & Altarovici, A. (2014). Modeling Long-term Seasonality and Spikes of the Spot Electricity Prices in Turkey. *Boğaziçi Journal Review of Social, Economic and Administrative Studies*(2), s. 1-18.
- Albayrak, A. S. (2005). Çoklu Doğrusal Bağlantı Halinde Enküçük Kareler Tekniğinin Alternatifi Yanlı Tahmin Teknikleri Ve Bir Uygulama. *ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 1(1), s. 113-114.
- Arslan, B., & Ertuğrul, P. (2022, Mart). Çoklu Regresyon, ARIMA ve Yapay Sinir Ağı Yöntemleri ile Türkiye Elektrik Piyasasında Fiyat Tahmin ve Analizi. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 20(1), s. 331-353.
- Atalan, A. (2022). Forecasting drinking milk price based on economic, social, and environmental factors using machine learning algorithms. *Agribusiness*, s. 13-20.
- Aydın, F. (2020). *Python Yazılımıyla Zaman Serileri Üzerinden Enerji Fiyat Tahmini ve Dönüş Hesabı*. İstanbul: Yıldız Teknik Üniversitesi, elektrik Elektronik Fakültesi, Elektrik Mühendisliği Bölümü.
- Bakan, S. (2022). Savaş, dünya ekonomisi ve finansal piyasalar için de felaket mi? *International Journal of Economics, Politics, Humanities & Social Sciences*, 5(1), s. 63.
- Başoğlu, B., & Bulut, M. (2017). Kısa dönem elektrik talep tahminleri için yapay sinir ağları ve uzman sistemler tabanlı hibrit sistem geliştirilmesi. *Gazi Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, s. 575-583.
- Bicil, İ. M. (2015). *Elektrik Piyasasında Fiyatlandırma ve Türkiye Elektrik Piyasasında Fiyat Tahmini*. Balıkesir: Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İktisat Anabilim Dalı, Doktora Tezi.

- Biçen, Y. (2016). Elektrik Enerji Piyasasında Arz-Talep Dengesi ve Fiyat Etkileşimi. *4th International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science*. Antalya: Akademik Platform.
- Biçen, Y. (2016). Türkiye Elektrik Enerjisi Piyasası Gelişim Süreci: Gün Öncesi ve Dengeleme Güç Piyasası Özellikleri. *Karaelmas Fen ve Müh. Dergisi*(6(2)), s. 432-438.
- Biricik, G., Özgür, B., & Tayşi, C. (2015). Rekabetçi Elektrik Piyasası için Kısa Dönemli Fiyat Tahmininde Kullanılan Özelliklerin Analizi. *23. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, (s. 506-509). Malatya.
- BOTAŞ. (2023). *Şirket Profili*. <https://www.botas.gov.tr/Sayfa/sirket-profil/472> adresinden alındı
- Can, M. (2009). *İşletmelerde Zaman Serileri Analizi ile Tahmin*. İstanbul: T.C. İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı, Sayısal Yöntemler Doktora Programı, Doktora Tezi.
- Can, M. (2009). *İşletmelerde Zaman Serileri Analizi İle Tahmin*. T.C. İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Doktora Tezi.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-Vector Networks. *Machine Learning*(20), s. 273-297.
- Çelikkol, H., & Köse, F. (2015). Causality analysis of Turkish electricity financial markets. *International Journal of Social Sciences and Education Research*, 1(3), s. 814-823.
- Çetin, A. C., & Yağız, A. (2020, Nisan 1). Petrol Fiyatlarının Doğal Gaz Fiyatları Üzerine Etkisi ve Türkiye'ye Yönelik Öneriler. *Bucak İşletme Fakültesi Dergisi*, 3(1), s. 54-91.
- Çetinkaya, S. (2014). *Capacity Determination of Pumped Storage Projects Using Market Electricity prices*. Ankara: Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.
- Çiftsüren, M. N. (2017). *Yumurta İç Ve Dış Kalite Özellikleri Arasındaki İlişkiyi Belirlemede Ridge Ve Lasso Regülerizasyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması*. Van: T.C. Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Zootehni Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi.

- Çiper, G. (2019, Eylül). *KöprülÜ Kavşaklarda Betonarme İnşaat Maliyeti ve Etkin Yapısal Parametrelerin Akıllı Bir Sistem İle Tahmin Edilmesi*. Konya: T.C. Konya Teknik Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Çolakoğlu, A. A. (2020). *Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Avrupa Havalimanları Analizi*. Pamukkale Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.
- Dalgın, A. (2017). *Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Türkiye Gün Öncesi Piyasası Elektrik Fiyat Tahmini*. İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi, Enerji Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Demirezen, S. (2020). *Türkiye'de Gün Öncesi Piyasası İçin Elektrik Fiyatlarının Tahmini*. Ankara: Hacettepe Üniversitesi, İstatistik Bölümü, Yüksek Lisans Tezi.
- Demirezen, S., & Çetin, M. (2021, Haziran). Rassal Orman Regresyonu ve Destek Vektör Regresyonu İle Piyasa Takas Fiyatının Tahmini. *Nicel Bilimler Dergisi*, 3(1), s. 1.
- EPDK. (2009, Nisan 14). *Dengeleme ve Uzlaştırma Yönetmeliği*, 60.4.
- EPDK. (2018, Ocak 20). Son Kaynak Tedarik Tarifesinin Düzenlenmesi Hakkında Tebliğ.
- EPDK. (2019, Mayıs 12). Elektrik Piyasasında Lisanssız Elektrik Üretim Yönetmeliği.
- EPDK. (2021, Mayıs 9). Elektrik Piyasasında Depolama Faaliyetleri Yönetmeliği.
- EPDK. (2021, Mayıs 9). EPDK, Elektrik Piyasasında Depolama Faaliyetleri Yönetmeliği.
- EPDK. (2023, Şubat 28). Dengeleme ve Uzlaştırma Yönetmeliği.
- EPİAŞ. (2022). *Elektrik Piyasası Özet Bilgiler Raporu*. İstanbul.
- Ertılav, M., & Aktel, M. (2015). TEDAŞ (Türkiye Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi) Özelleştirilmesi. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 7(2), s. 95-108.
- Gündüz, S., Uğurlu, U., & Öksüz, İ. (2021, Ağustos). Gün İçi Piyasası Elektrik Fiyat Tahmini için Eksik Verilerin Tamamlanması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*(25), s. 334-340.
- Haliloğlu, E. Y., & Tutu, B. E. (2018). Türkiye İçin Kısa Vadeli Elektrik Enerjisi Talep Tahmini. *Journal of Yasar University*, 13/51,, s. 243-253.

- Karaman, D. (2022). *Teknobilim - 2022: Enerji Krizi ve Yenilenebilir Enerji*. Efeakademi Yayınları.
- Karatekin, C., & Başaran, T. (2022). Gün Öncesi Piyasasında Elektrik Enerjisi Fiyatının Veri Analizi İle Tahmin Edilmesi. *Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*(12 (4)), s. 2075 - 2084.
- Kaynar, O., & Taştan, S. (2009). Zaman Serileri Tahmininde Arıma-Mlp Melez Modeli. *Atatürk Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Dergisi*, 23(3), s. 142-143.
- Kaynar, O., Yüksek, G., & Demirkoparan, F. (2016). Genetik Algoritma İle Eğitilmiş Destek Vektör Regresyon Kullanılarak Türkiye'nin Elektrik Tüketim Tahmini. *Cumhuriyet Üniversitesi, İktisat Fakültesi Mecmuası*, 66(2), s. 45-60.
- Koruyan, K., & Ekeryılmaz, A. (2022). Makine Öğrenmesi ile Müşteri Şikayetlerinin Sınıflandırılması. *Academic Journal of Information Technology*, s. 175.
- Kölmek, M. A. (2012). *Türkiye Elektrik Dengeleme ve Uzlaştırma Piyasasındaki Sistem Gün Öncesi Fiyatının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Modellenmesi*. Ankara: Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Kölmek, M. A., & Navruz, İ. (2015). Forecasting the day-ahead price in electricity balancing and settlement market of Turkey by using artificial neural networks. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*(23), s. 841-852.
- Lago, J., Ridder, F. D., Vrancx, P., & Schutter, B. D. (2018). Forecasting day-ahead electricity prices in Europe: The importance of considering market integration. *Applied Energy* 211, s. 890-903.
- Lajo, J., Ridder, F. D., & Schutter, B. D. (2018). Forecasting spot electricity prices: Deep learning approaches and empirical comparison of traditional algorithms. *Applied Energy*(221), s. 386-405.
- MGM. (2023). *T.C. Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı, Meteoroloji Genel Müdürlüğü*. Meteorolojik Veri Bilgi Sunum ve Satış Sistemi: <https://mevbis.mgm.gov.tr/mevbis/ui/index.html#/Workspace> adresinden alındı

- Nacar, E. N., & Erdebilli, B. (2021). Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Satış Tahmini, *Journal of Industrial Engineering* 32(2). *Journal of Industrial Engineering*, s. 307-318.
- Nebati, E. E., Taş, M., & Ertaş, G. (2021, Aralık). Türkiye’de Elektrik Tüketiminde Talep Tahmini: Zaman Serisi Ve Regresyon Analizi İle Karşılaştırma. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, s. 351.
- Nükleer Düzenleme Kurumu. (tarih yok). 2023 tarihinde <https://www.ndk.gov.tr/akkuyu-nukleer-santrali> adresinden alındı
- Orange Visual Programming. (2015). Orange Data Mining: <https://orange3.readthedocs.io/projects/orange-visual-programming/en/latest/widgets/model/stochasticgradient.html> adresinden alındı
- Özçelik, S. (2017). *Models For Long-Term Electricity Price Forecasting For Turkish Electricity Market*. İstanbul: Kadir Has Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Özgüner, E. (2012). *Short Term Electricity Price Forecasting In Turkish Electricity Market*. Ankara: Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Özgür, Y. (2021). *Elektrik Piyasasında Fiyat Tahmin Modelleri*. Konya: KTO Konya Karatay Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Enerji Yönetimi Anabilim Dalı.
- Saklıca, A. (2016, Haziran). Turkish Electricity Spot Prices Volatility Modelling. *İstanbul Bilgi Üniversitesi*.
- Sevinç, A., & Kaya, B. (2021). Derin Öğrenme Yöntemleri ile Sıcaklık Tahmini: Diyarbakır İli Örneği. *Journal of Computer Science*, s. 217-224.
- Sisodia, G. S. (2016). Methodology For Electricity Price Forecasting In The Long Run. *Energy Procedia*(95), s. 195-199.
- Sönmez, İ. (2015). *Seydişehir Bölgesinin Orta Vadedeki Elektrik Enerjisi Talebinin Yapay Zekâ İle Tahmini*. Konya: T.C. Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Şengül, Z. (2022). *Makine Öğrenmesi Algoritmalarını Kullanarak Bitcoin Fiyat Tahmini*. Edirne: Trakya Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.

- Şenocak, F. (2018). *Elektrik Piyasası Takas Fiyatı Ağırlıklı Ortalamasının ANFIS ve Yapay Sinir Ağları İle Tahmini*. Trabzon: Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Şenocak, F., & Kahveci, H. (2016). Gün Öncesi Piyasasında PTF Dönemsel Ağırlıklı Fiyat Ortalama Tahmini.
- Talaslı, İ. (2012). *Stochastic Modeling of Electricity Markets*. Ankara: Ortadoğu Teknik Üniversitesi, Doktora Tezi.
- Tayşi, Z., Biricik, G., & Bozkurt, Ö. (2015). Türkiye Elektrik Piyasası için Fiyat Tahmin Sistemlerinin Değerlendirilmesi. 23. *Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, (s. 526-529). Malatya.
- Tayşi, Z., Biricik, G., & Bozkurt, Ö. (2015). Türkiye Elektrik Piyasası için Fiyat Tahmin Sistemlerinin Değerlendirilmesi. 23rd *Signal Processing and Communications Applications Conference*, (s. 620-623). Malatya.
- TCMB. (2023). EVDS.
https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?/evds/serieMarket/#collapse_2
adresinden alındı
- TEİAŞ. (2023). *Elektrik İstatistikleri*. Türkiye Elektrik Üretim-İletim İstatistikleri:
<https://www.teias.gov.tr/turkiye-elektrik-uretim-iletim-istatistikleri>
adresinden alındı
- TEİAŞ. (2023). *Yük Tevzi Bilgi Sistemi*. Türkiye Elektrik İstatistikleri:
https://ytbsbilgi.teias.gov.tr/ytbsbilgi/frm_istatistikler.jsf adresinden alındı
- TEİAŞ. (Aralık 2022). *Kurulu Güç Raporu*. Yük Tevzi Dairesi Başkanlığı .
- TEİAŞ. (Aralık 2022). *Yük Tevzi Dairesi Başkanlığı - Kurulu Güç Raporu*.
- The World Bank. (2023). *The World Bank. Commodity Markets*:
<https://thedocs.worldbank.org/en/doc/5d903e848db1d1b83e0ec8f744e55570-0350012021/related/CMO-Historical-Data-Monthly.xlsx> adresinden alındı
- TPEG. (2018). *Türkiye Enerji Piyasaları Araştırma Raporu, Türkiye Enerji Piyasasının Geleceği Çalışma Grubu*. Dünya Enerji Konseyi Türkiye.
- Türkmen, A. (2014). *Dinamik Fiyatlandırma: Türkiye'de Elektrik Fiyatlandırması İçin Model Önerisi*. Kayseri: T.C. Erciyes Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Doktora Tezi.

- Ulussever, T., Soytaş, M. A., & Ertuğrul, H. M. (2017, Aralık). Modelling Price Dynamics In Turkish Electricity Market: Lessons From Garch Estimates. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 39(2), s. 619-636.
- Voronin, S., & Partanen, J. (2013). Price Forecasting in the Day-Ahead Energy Market by an Iterative Method with Separate Normal Price and Price Spike Frameworks. *Energies*(6), s. 5897-5920.
- Weron, R. (2014). Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. *International Journal of Forecasting*(30), s. 1030-1081.
- Yeşil Ekonomi*. (2023, Ocak 1). <https://yesilekonomi.com/depolama-basvurulari-165-gwa-dayandi/> adresinden alındı
- Zakeri, S. A. (2015). *Time Series Analysis And Forecasting Electricity Prices In Turkey*. Ankara: Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Fen Bilmileri Ensttüsü, İstatistik, Yüksek Lisans Tezi.

Özgeçmiş

KİŞİSEL BİLGİLER

EĞİTİM

Derece

Kurum

Mezuniyet Yılı

İŞ TECRÜBESİ

Tarih

Kurum

Görev

YABANCI DİLLER

YAYINLAR

HOBİLER