

**T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**SOLAR ENTEGRELİ DOĞALGAZ/FUEL-OİL SANTRALİNİN
TAHMİN EDİLEN PİYASA FİYATLARIYLA EKONOMİK GÜÇ
DAĞILIMI**

**SİNAN YAZICI
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**GEBZE
2023**

T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**SOLAR ENTEGRELİ DOĞALGAZ/FUEL-
OİL SANTRALİNİN TAHMİN EDİLEN
PİYASA FİYATLARIYLA EKONOMİK GÜÇ
DAĞILIMI**

SİNAN YAZICI
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DANIŞMANI
Dr. Öğr. Üyesi TUBA GÖZEL

GEBZE
2023

T.R.
GEBZE TECHNICAL UNIVERSITY
GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

**DYNAMIC ECONOMIC DISPATCHING OF
SOLAR INTEGRATED NATURAL
GAS/FUEL-OIL PLANT WITH ESTIMATED
MARKET PRICES**

SİNAN YAZICI
**A THESIS SUBMITTED FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE**
DEPARTMENT OF ELECTRONICS ENGINEERING

THESIS SUPERVISOR
Assist. Prof. Dr. TUBA GOZEL

GEBZE
2023



YÜKSEK LİSANS JÜRİ ONAY FORMU

GTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 19/07/2023 tarih ve 2023/40 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından 14/08/2023 tarihinde tez savunma sınavı yapılan Sinan Yazıcı'nın tez çalışması Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

ÜYE

(TEZ DANIŞMANI) : Dr. Öğr. Üyesi Tuba GÖZEL

ÜYE

: Prof. Dr. Abdülkadir BALIKÇI

ÜYE

: Doç. Dr. Oğuzhan CEYLAN

ONAY

Gebze Teknik ÜniversitesiEnstitüsü Yönetim Kurulu'nun
...../...../..... tarih ve/..... sayılı kararı.

İMZA/MÜHÜR

ÖZET

Endüstriyel şirketler enerji üretimini ve tüketimini optimize etmek, enerji maliyetlerini yönetmek ve sürdürülebilir enerji kaynaklarına yönelik hedeflerini gerçekleştirmek için enerji planlaması yapmalıdır. Planlama sürecinde şirketler, enerji verimliliğini artırmak, yenilenebilir enerji kaynaklarını kullanmak ve enerji talebini etkin bir şekilde yönetmek gibi stratejileri uygulamalıdır. Bu çalışmada doğalgaz/fuel-oil ile çalışan (termik) santral ve solar enerji üretimiyle faaliyet gösteren bir beyaz eşya işletmenin şebeke elektrik fiyatları doğrultusunda en optimum çalışma trendi ortaya koyulacaktır.

Güç santralının yakıt fonksiyonları fabrika çıkış verilerine göre tayin edildikten sonra solar panellerden üretilen enerji miktarı, geçmiş çevresel ve teknik veriler ışığında makine öğrenmesi regresyon modelleriyle kıyaslanarak tahmin edilecek ve istatistiki metrikler doğrultusunda en uygun yöntemle ilerlenecektir. Türkiye elektrik piyasası incelenecek elektrik birim fiyatları (PTF: Piyasa Takas Fiyatı) zaman serileri altında etüt edilecek, istatistiki açıdan değerlendirecek ve seçilen modelle sonraki yılın elektrik birim fiyatı tahminlenecektir.

Elde edilen veriler GAMS programı kullanılarak dinamik bir şekilde analiz edilecek ve minimum yakıt tüketimi ve maliyetiyle santralin işletilmesi sağlanacaktır. Arz-talep dengesi gözetilecek, Doğalgaz/Fuel-Oil Santralının kısıtları analiz edilecek ve solar enerji sistemine öncelik verilecek şekilde sistemin işletilmesi sağlanacaktır. Bu şekilde, ekonomik olarak en verimli şekilde santralin işletilmesi ve enerji maliyetinin azaltılması araştırılacaktır.

Anahtar Kelimeler: Dinamik Ekonomik Güç Dağılımı, Piyasa Takas Fiyatı, Güneş Enerjisi, Makine Öğrenmesi, Zaman Serisi, Tahmin.

SUMMARY

Industrial enterprises must strive to optimize their energy generation and consumption, effectively manage energy costs, and align with their objectives for sustainable energy sources. During the planning process, these companies should employ strategies that enhance energy efficiency, leverage renewable energy sources, and implement efficient energy demand management practices. This research study specifically focuses on a household appliance manufacturing plant that operates natural gas/fuel-oil (thermal) plant and solar energy production systems. The main objective is to identify the most optimal operational approach based on fluctuations in grid electricity prices. By analyzing and evaluating these factors, the study aims to uncover the ideal operating trend for the thermal and solar energy plants in the industrial facility, ensuring optimal performance and cost-effectiveness.

Once the fuel functions of the thermal power plant are determined using factory data, the energy output from solar panels will be predicted through a comparative analysis of machine learning regression models and historical environmental and technical data. Furthermore, an in-depth examination and statistical evaluation of the time series data for electricity prices in the Turkish electricity market will enable the forecast of unit electricity prices (PTF: Market Clearing Price) for the upcoming year.

The obtained data will be dynamically analyzed using the GAMS program to operate the thermal power plant with minimum fuel consumption and cost. The supply-demand balance will be considered, the constraints of the power plant will be analyzed, and priority will be given to the solar energy system in order to operate the system. This approach will enable efficient operation of the power plant and reduce the energy costs.

Key Words: Dynamic Economic Dispatch, Market Electricity Price, Solar Energy, Machine Learning, Time Series, Forecasting.

TEŐEKKÜR

BaŐta, y¼ksek lisans eđitimim s¼resince bilgilerini ve yardımlarını hi¼bir zaman esirgemeyip bilgisi ile bu ¼alıŐmanın rehberi olan Dr.Őđr.¼yesi Tuba G¼zel'e,
ve sonsuz desteđini daima hissettiren kıymetli eŐime, emeklerini hi¼bir zaman ¼deyemeyeceđim sevgili aileme i¼tenlikle teŐekk¼rlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	v
SUMMARY	vi
TEŞEKKÜR	vii
İÇİNDEKİLER	viii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	x
ŞEKİLLER DİZİNİ	xiii
TABLolar DİZİNİ	xv
1. GİRİŞ	1
1.1. Literatür Araştırması	2
1.2. Tezin Amacı, Sınırları ve Bölümleri	5
2. TERMİK SANTRALLER	8
2.1. Termik Santraller ve Tipleri	8
2.2. Termik Santrallerin Üretim Giderleri	12
2.3. Termik Santrallerin Yakıt Maliyet Fonksiyonu	14
3. SOLAR ENERJİ ÜRETİM MİKTARI TAHMİNİ	23
3.1. Makine Öğrenmesi Metodolojisi	26
3.2. Performans Değerlendirme Metrikleri	35
3.3. Veri Tanıtımı	37
3.4. Analiz	38
3.5. Sonuçlar	44
4. ELEKTRİK PİYASA FİYATLARI TAHMİNİ	46
4.1. Türkiye Elektrik Piyasası	47
4.2. Zaman Serileri	49
4.3. Analiz	53
4.4. Sonuçlar	56
5. GELİŞTİRİLEN YÖNTEM VE UYGULAMA	58
5.1. Matematiksel Model	58
5.2. Uygulama	62
5.3. Sayısal Analiz Sonuçları ve Tartışma	71

6. SONUÇLAR	74
KAYNAKLAR	76
ÖZGEÇMİŞ	83

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler ve Açıklamalar

Kısaltmalar

t	: Zaman
i	: Generatör numarası
a	: Yakıt maliyet fonksiyonu kuadratik katsayısı
b	: Yakıt maliyet fonksiyonu lineer katsayısı
c	: Yakıt maliyet fonksiyonu sabit katsayısı
C	: Yakıt gideri (cost)
y	: Bağımlı değişken
x	: Bağımsız değişken
β	: Regresyon katsayısı
W	: Destek Vektör Regresyonunda ağırlık vektörü
ε	: Destek Vektör Regresyonunda marjin
E	: Entropi
p	: Olasılık
θ	: Hiperparametre vektörü
K	: Kovaryans matrisi
σ	: Varyans
R^2	: Determinasyon Katsayısı
s_t	: Mevsimsel bileşeni
b_t	: Trend bileşeni
l_t	: Seviye bileşeni
P	: Aktif Güç
$P_{s,t}$: Birim zamanda üretilen solar güç
$P_{g,t}$: Birim zamanda termik santralde üretilen güç
$P_{gen-dgaz}$: Birim zamanda termik santralde doğalgaz kullanılarak üretilen güç
$P_{gen-fueloil}$: Birim zamanda termik santralde fuel-pil kullanılarak üretilen güç
$P_{\text{sebeke},t}$: Birim zamanda şebekeden çekilen güç
$P_{yük,t}$: Birim zamanda işletmenin elektriksel yükü
Δ_t	: Zaman aralığı

€	: Euro
\$: Amerikan doları
€	: Euro
TL	: Türk lirası
ARIMA	: Otoregresif hareketli ortalamalar (Autoregressive integrated moving average)
DED	: Dinamik ekonomik güç dağılımı
DP	: Dinamik programlama
DT	: Karar Ağacı (Decision Tree)
DVM	: Destek vektör makinaları
ED	: Ekonomik güç dağılımı
EKTB	: T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı
EPDK	: T.C. Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu
EPIAŞ	: Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.
EÜAŞ	: Elektrik Üretim Anonim Şirketi
g	: Gram
GAMS	: General Algebraic Modeling System
GES	: Güneş Enerjisi Santrali
GSR	: Gauss Süreç Regresyonu
GTÜ	: Gebze Teknik Üniversitesi
GW	: Gigawatt
IEEE	: Institute of Electrical and Electronics Engineers
KAR	: Karar Ağacı Regresyonu
kcal	: Kilokalori
kg	: Kilogram
kJ	: KiloJoule
kV	: Kilovolt
kW	: Kilowatt
kWh	: Kilowatt saat
LR	: Lineer regresyon
MA	: Hareketli ortalama (Moving Average)
MAE	: Ortalama Mutlak Hata (Mean Average Error)
MAPE	: Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error)

MATLAB	: Matrix Laboratory
MSE	: Ortalama Hata Karesi (Mean Squared Error)
MW	: MegaWatt
PSO	: Parçacık Sürüsü Optimizasyonu
PTF	: Piyasa Takas Fiyatı
PV	: Fotovoltaik
QCP	: Kuadratik kısıtlı program (Quadratic Constrained Program)
RD	: Güç azaltma (Ramp Down)
RMSE	: Karekök Ortalama Sapma (Root Mean Squared Error)
RU	: Güç arttırma (Ramp Up)
SCED	: Güvenlik kısıtlı ekonomik güç dağılım (Security Constrained Economic Dispatch)
SR	: Durum yapılandırma (State Restructuring)
SVR	: Destek Vektör Regresyonu (Support Vector Regression)
TC	: Toplam maliyet (Total Cost)
TEAŞ	: Türkiye Elektrik Üretim İletim A.Ş.
TEDAŞ	: Türkiye Elektrik Dağıtım A.Ş.
TEİAŞ	: Türkiye Elektrik İletim A.Ş.
TEK	: Türkiye Elektrik Kurumu
TEM	: Transactive Energy Market
TKDK	: Tarım ve Kırsal Kalkınmayı Destekleme Kurumu
TFC	: Toplam yakıt maliyeti (Total Fuel Cost)
TGC	: Toplam şebeke maliyeti (Total Grid Cost)
TR	: Topluluk Regresyonu
VSS	: Değişken adım boyutu (Variable Step Size)
YEKDEM	: Yenilenebilir Enerji Kaynaklarını Destekleme Mekanizması
YSA	: Yapay Sinir Ağı

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Sekil No:</u>	<u>Sayfa</u>
1.1: Yıllara göre kurulu güç gelişimi (MW).	1
2.1: Türkiye elektrik üretimi enerji kaynakları dağılımı, 2022.	8
2.2: Termik santrallerin sınıflandırılması.	9
2.3: Buhar türbinli termik santrallerin akım şeması.	10
2.4: Gaz türbinli termik santrallerin akım şeması.	10
2.5: Kombine çevrimli termik santrallerin akım şeması.	11
2.6: Doğalgaz/fuel-oil santral akış şeması.	12
2.7: Elektrik üretim teknolojilerinde gider dağılımı.	14
2.8: Fuel-oil operasyonunda santralin yakıt tüketimi ve verim raporu.	16
2.9: Doğalgaz operasyonunda santralin yakıt tüketimi ve verim raporu.	17
2.10: Fitted line plot (uyumlu çizgi grafiği) seçim arayüzü.	20
2.11: Fuel-oil yakıt gideri fonksiyon eğrisi.	21
2.12: Doğalgaz yakıt gideri fonksiyon eğrisi.	22
3.1: 2013 ve 2023'te solar enerji yatırımları (Milyar USD).	23
3.2: Panellerin kurulu olduğu bölgenin PVsyst üzerinden elde edilen aylık toplam global ışınım değerleri (kWh/m ²).	25
3.3: Makine öğrenmesi türleri.	26
3.4: Lineer DVR'de hata sınırları ve marjin ayarı.	29
3.5: Karar ağacı modelinin yapısı.	31
3.6: Model karmaşıklığında sapma ve varyans değişimleri.	33
3.7: Bagging torbalama yöntemi model akış şeması.	33
3.8: Boosting yükseltme yöntemi model akış şeması.	34
3.9: Veri seti ve doğrulama seçimlerinin MATLAB'te tanımlanması.	39
3.10: Tahmin edilen R ² değerleri.	40
3.11: Tahmin edilen RMSE değerleri.	41
3.12: Tahmin edilen MAE değerleri.	41
3.13: DVR – Kübik modeli tahmin edilen & gerçek veriler grafiği.	42
3.14: GPR – Eksponansiyel modeli tahmin edilen & gerçek veriler grafiği.	43
3.15: TR – Boosting modeli tahmin edilen & gerçek veriler grafiği.	43

3.16:	TR – Bagging modeli tahmin edilen & gerçek veriler grafiđi.	44
4.1:	2016-2021 senelerinde PTF birim fiyatının deđiřimi.	49
4.2:	Zaman serisi tahmin fonksiyonu ve %50 gven aralıkları.	50
4.3:	Zaman serisi modelleri.	51
4.4:	Dođrusal trend analizi ile PTF 00:00 Ocak-Aralık 2022 tahmini.	55
4.5:	Hareketli ortalama (MA) ile PTF 00:00 Ocak-Aralık 2022 tahmini.	55
4.6:	Holt-Winter’s ile PTF 00:00 Ocak-Aralık 2022 tahmini.	56
5.1:	Beyaz eřya řletmesinin bir gnlk rnek yk eđrisi (kW).	59
5.2:	Dođalgazlı termik santral & solar sistem ile řebeke fiyatı bazlı dinamik ekonomik gc dađılım ve arz talep dengesi.	65
5.3:	Dođalgazlı termik santral & solar sistem ile řebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik gc dađılımı.	66
5.4:	Dođalgazlı termik santral & solar sistem ile PTF řebeke fiyatı ve satın alınan elektrik miktarı iliřkisi.	66
5.5:	Fuel-oil ile termik santral & solar sistem ile řebeke fiyatı bazlı dinamik ekonomik gc dađılım ve arz talep dengesi.	68
5.6:	Fuel-oil ile termik santral & solar sistem ile řebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik gc dađılımı.	68
5.7:	Fuel-oil ile termik santral & solar sistem ile PTF řebeke fiyatı ve satın alınan elektrik miktarı iliřkisi.	69
5.8:	Dođalgazlı termik santralin solar sistem alıřmadıđında řebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik gc dađılımı.	70
5.9:	Fuel-oil ile termik santral solar sistem alıřmadıđında řebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik gc dađılımı.	70
5.10:	Termik santralin yakıt senaryolarına gre alıřma trendi.	72

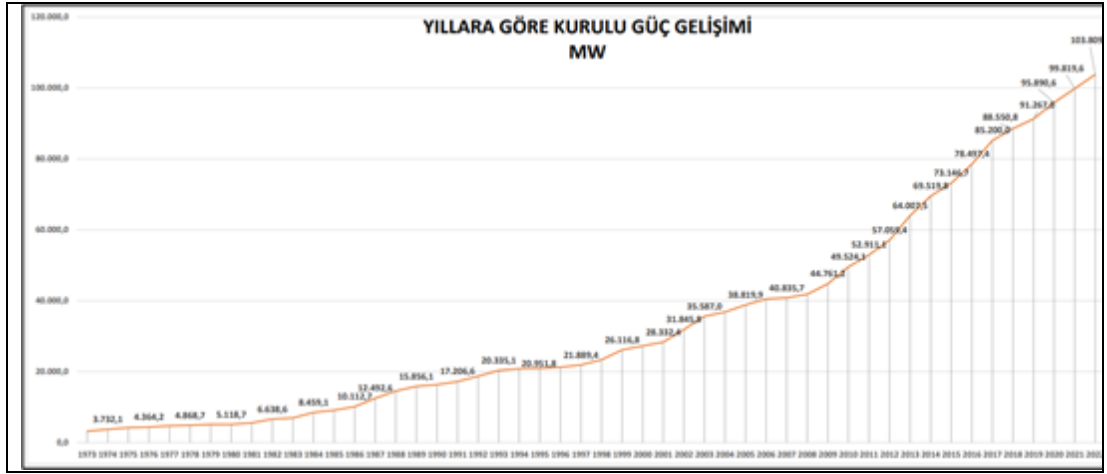
TABLolar DİZİNİ

<u>Tablo No:</u>	<u>Sayfa</u>
2.1: Fuel-oil operasyonunda santralin yakıt tüketim ve verim tablosu.	16
2.2: Doğalgaz operasyonunda santralin yakıt tüketim ve verim tablosu.	17
2.3: 2021 senesi ortalama dolar kuru ile fuel-oil ve doğalgaz fiyatları.	19
2.4: Termik santralin yüklenme durumuna göre fuel-oil ve doğalgaz fiyatları (\$).	20
3.1: Solar üretim tahmini için oluşturulan veri setine ait istatistiksel özellikler.	37
3.2: Solar üretim miktarı tahmininde elde edilen performans metrikleri.	39
3.3: TR-Bagging yöntemiyle tahmin edilen 2022 Ocak-Aralık dönemi günlük solar üretim miktarı (MWh).	45
4.1: Saat 00:00 PTF tahmininde elde edilen performans metrikleri.	54
4.2: Holt-Winters yöntemiyle 2016-2021 verilerine göre elde edilmiş 2022 Ocak-Aralık PTF fiyatları (USD/MWh).	57
5.1: Dinamik ekonomik güç dağılımında kullanılacak doğalgaz/fuel-oil santralinin veri seti.	61
5.2: Dinamik ekonomik güç dağılımında kullanılacak veri tablosu.	63
5.3: Doğalgaz yakıtlı termik santral ve solar ünitenin dinamik ekonomik güç dağılımı.	64
5.4: Fuel-oil yakıtlı termik santral ve solar ünitenin dinamik ekonomik güç dağılımı.	67
5.5: Senaryo bazlı dinamik ekonomik güç dağılım tablosu.	72

1. GİRİŞ

Dünya nüfusunun hızla artması ve ekonomik kalkınmayla birlikte enerji tüketimi de artmaktadır. Geleneksel fosil yakıt kaynaklarının kullanımının sınırlı olması ve iklim değişikliği gibi çevresel sorunlara neden olmasıyla yenilenebilir enerji kaynaklarına olan ihtiyaç da giderek artmaktadır. Ayrıca yenilenebilir enerji kaynakları enerji kaynağı çeşitliliğini artırma ve yeni iş fırsatları yaratma gibi faydalar sağlamaları nedeniyle dünyada giderek daha fazla önem kazanmaktadır [1].

Türkiye’de kurulu güç kapasitesi incelendiğinde Şekil 1.1’de görüldüğü gibi 2002 senesinde 31.8 GW (GigaWatt) olan kapasite 2022 Aralık itibariyle sonunda 103,8 GW mertebesine çıkmıştır. 2022 yılı göz önüne alındığında elektrik üretiminin, %34,6’sı kömürden, %22,2’si doğal gazdan, %20,6’sı hidrolik enerjiden, %10,8’i rüzgardan, %4,7’si güneşten, %3,3’ü jeotermal enerjiden ve %3,7’si diğer kaynaklardan elde edilmiştir [2].



Şekil 1.1: Yıllara göre kurulu güç gelişimi (MW).

Endüstriyel tesisler, enerji maliyetlerini düşürme, enerji arz güvenliği ve sürdürülebilirlik hedefleri gibi sebeplerle yenilenebilir enerjiye yatırımlar yapmaktadır. Bununla birlikte endüstriyel faaliyetlerin ihtiyaç duyduğu prosesler için elektrik enerjisinin üretiminde büyük ölçekli şirketlerde fosil yakıtlı termik santrallerin kullanımı da mevcuttur. Termik santrallerle birlikte solar sistemin beraber kullanılmasıyla çevre dostu enerji üretimiyle arz güvenliği sağlanırken, işletme karlılığına katkıda bulunulabilir.

Termik santrallerin işletilip maliyet faktörlerinin değerlendirilmesinde sabit ve değişken giderler dikkate alınmaktadır. Sabit işletme maliyetleri personel masrafları ve bakımlar; değişken maliyetler ise yakıtlar, enerji fiyatları ve sarf malzemeler olarak özetlenebilir [3]. Yakıt maliyetleri düşük olduğunda santraller daha karlı hale gelir. Benzer şekilde elektrik fiyatları yüksekken santraller daha karlı gelir. Dinamik ekonomik güç dağılımı (DED) problemi, maliyetleri santralin fiziksel kısıtlarına ve piyasa elektrik fiyatlarına göre minimize eden sonuçlar sunmaktadır. Literatürde DED problemi yenilenebilir enerjinin hayatımıza girmesiyle süreçlere entegre edilmiştir.

Yenilenebilir enerji kaynaklarının sürdürülebilirlik ve çevreye katkı konusundaki avantajlarının yanında yenilenebilir enerji üretiminde belirsizliği dezavantaj oluşturmaktadır. Yapılan araştırmalar üretim belirsizliği konusunda enerji yönetim stratejilerini geliştirilmesini vurgulamaktadır. Solar sistemde üretilebilecek miktarın bilinmesi elektrik şebeke operasyonlarının yönetilmesine ve arz-talep dengesinin sağlanmasına katkıda bulunmaktadır. [4].

Bu tez çalışmasın da endüstriyel bir şirketin sahip olduğu doğalgaz veya fuel-oil ile çalışan santralin (içten yanmalı termik santral) ve solar sistemi elektrik piyasa fiyatlarını baz alarak dinamik ekonomik güç dağılımı (DED) yapılacaktır. Dinamik ekonomik güç dağılımı yapılırken; santralin yakıt fonksiyonu, elektriksel kısıtları ve mevsim durumuna göre solar santralin üretim durumu dikkate alınacaktır. Santralin yakıt fonksiyonları ve solar santralin üretim tahmini makine öğrenmesi araçlarından regresyonla analiz edilecek, en optimum metotla ilerlenecektir. Piyasada oluşan takas fiyatları (PTF) da zaman serisi olarak modellendikten sonra; optimizasyon problemi çözülecek ve sonuçlar etüt edilecektir.

1.1. Literatür Araştırması

Enerji sektöründe ekonomik güç dağılımı (ED) konusu oldukça önemli bir konudur ve bu alanda pek çok literatür araştırması yapılmaktadır. Ayrıca, dinamik ekonomik güç dağılımı (DED) yönteminin uygulanmasıyla daha verimli ve ekonomik bir enerji kaynak dağılımı hedeflenmektedir. ED ve DED konularının yenilenebilir enerji kaynakları, akıllı şebekeler, elektrikli araçlar, enerji depolama sistemleri ve talep tarafı yönetimi gibi diğer enerji sektörü konularıyla birlikte ele alındığı görülmektedir.

Bu çalışmalar, enerji sektöründeki verimliliği artırmak, çevresel etkileri azaltmak ve enerji maliyetlerini düşürmek gibi amaçları hedeflemektedir.

Bu kısımda literatürde ekonomik güç dağılımı konularında yapılan araştırmalarını incelenmiştir. Soroudi, güç sistemlerinde termik santrallerin çalışma trendini yakıt gideri bakımından incelemiş, çevresel kısıtlarla ve farklı enerji kaynaklarıyla senaryo bazlı incelemiştir. Rüzgar entegreli DED ile rüzgar güç üretiminin rolüne değinilmiştir. Çalışmalarda GAMS yazılımı kullanılmıştır [5]. Elsayed ve El-Saadany, ekonomik güç dağılımı probleminin çözümü için yeni bir merkezi olmayan yaklaşım sunmaktadır. Konveks olmayan formülasyonunun etkili bir şekilde çözülmesi ve iletim kayıplarının tamamen merkezi olmayan bir şekilde doğru bir şekilde dahil edilmesi için oldukça etkili olan sonuçlar doğrulama amaçlı üç örnek olayla kıyaslanmıştır [6]. Rabih ve ekibi, basitleştirilmiş homojen ve öz-duyusal (SHSD) doğrusal programlama (LP) iç nokta algoritmasının güvenlik kısıtlı ekonomik güç dağılımı (SCED) problemine uygulanmasını incelemektedir. Diğer iç nokta SCED uygulamalarının yalnızca N güvenlik problemini ele aldığına karşın, bu makale hem (N-1) hem de (N-2) ağ güvenlik koşullarını dikkate almaktadır. Önerilen yöntem, IEEE 24 baralı test sistemi ve 175 baralı bir şebeke üzerinde gösterilmektedir [7]. Yine Soroudi ve Rabiee, [8]'de çoklu bölge dinamik ekonomik güç dağılımı (MA-DED) problemi için yeni bir model önermektedir. Bu modelde rüzgar enerjisi üretimi, enerji fiyatları ve sistem talebindeki belirsizlikler de modellemeye dahil edilerek, önerilen yaklaşımın pratik güç sistemlerinde gerçek zamanlı işletmede daha uygulanabilir hale getirilmesi amaçlanmıştır. Önerilen yaklaşım enterkonnekte olarak birbirine bağlı üç şebeke üzerinde incelenmiştir. Park ve ekibi, non-smooth (pürüzsüz olmayan) maliyet fonksiyonlarına sahip ED problemlerine yönelik bir parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) tekniğini sunmuştur. Pratikteki ED problemlerinin matematiksel yaklaşımla maliyet fonksiyonundaki optimumu bulmayı zorlaştırması üzerine modifiye edilmiş bir PSO mekanizması önererek elde edilen sonuçlar geleneksel nümerik metotlarla kıyaslanmıştır [9]. Sreenivasulu ve arkadaşları, transaktif enerji piyasalarında (TEM) herhangi bir güvenlik ve ekonomik kısıt olmaksızın işlemlerin optimal güç dağılımı için yeni bir dinamik programlama (DP) tabanlı bir dağıtım modeli sunmaktadır. Değişken adım boyutu (VSS) ve durum-yapılandırma (SR) özellikleri gibi yeni teknikler, DP ile birleştirilerek önerilmektedir. 14 ve 118 baralı sistemlerle nümerik simülasyonlar yapılarak yaklaşımın faydaları vurgulanmış ve büyük ölçekli TEM'lerde uygulanabilirliği gösterilmiştir [10].

Tez çalışmasında güneş (solar) enerjisi üretim tahmini yapılacağından literatürdeki çalışmalar izlenmiştir. Solar enerjinin üretimini bilmek; elektrik şebekesi yönetimi, enerji planlaması, işletme optimizasyonu ve yatırım kararları gibi birçok alanda önemli bir rol oynamaktadır. Bu nedenle, solar enerji üretim tahmini, özellikle son yıllarda makine öğrenmesi tekniklerinin yaygınlaşmasıyla birlikte birçok araştırmacı tarafından ele alınmıştır. Makine öğrenmesi teknikleri, solar enerji üretim tahmininde kullanılan geleneksel istatistiksel modellere kıyasla daha yüksek doğruluk oranları sunabilmektedir. Ayrıca, makine öğrenmesi teknikleri, geniş ölçekteki verileri işleyebilme ve çok boyutlu özellikleri modelleyebilme yetenekleri sayesinde, solar enerji üretim tahmini için daha iyi bir seçenek olabilmektedir. Demolli ve ekibi, Solar enerji üretim miktarını tahmin etmek için Destek Vektör Makineleri (DVM), Lasso Regresyonu ve K-en yakın komşu (kNN) kullanmışlardır. Araştırma sonuçlarına göre, DVM en başarılı yöntem olarak görülmüştür [11]. Wolff vd. [12] solar enerji tahmini için DVM tabanlı bir metot sunmuştur. Veri setinde 15 dakikalık periyotla kaydedilen solar enerji çıkış elektriksel gücü ve sıcaklık verisi ile bulutluluk faktörü de kullanılmıştır. Optimizasyonu yapılan DVM metodu ile alınan sonuçlar fiziksel yaklaşım tabanlı tahmin yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Mahmud vd. [13] çalışması Avustralya bölgesindedir. Avustralya'nın Alice Springs bölgesi, solar enerji açısından zengin olduğu ifade edilen bir coğrafi konuma sahiptir. Bu bölgedeki bir santralden elde edilen solar enerjinin tahmini için farklı makine öğrenme algoritmaları kullanılmıştır. Veri seti, solar enerji gücü yanı sıra bağıl nem, sıcaklık, radyasyon ve günlük yağış miktarı gibi meteorolojik parametreleri içermektedir. Yapılan tüm performans metriklerine göre, Rastgele Orman Algoritması yöntemi en iyi sonuçları vermiştir. Korkmaz ve ekibi [14], solar üretim tahmini için derin öğrenme temelli bir metot önermiştir. Önce santralin output güç verileri ampirik mod ile ayrıştırılmış ardından veri setindeki tüm inputlar görüntü formatına dönüştürülmüştür. Sunulan derin öğrenme metodunun öngörü performansı regresyon metrikleriyle kıyaslanmıştır. Yıldız ve arkadaşları [15], aşırı öğrenme makinesi tabanlı bir yöntemi, Kilis şehrinde bulunan bir solar enerji santralinin üretimini tahmin etmek için önermiştir. Önerilen tahmin metodunun performansını incelemek için ayrıntılı kıyaslama çalışmaları tamamlanmıştır. Uğuz, 125 farklı bölgede planlanan Güneş Enerjisi Santrali (GES) üretim miktarının çeşitli makine öğrenmesi yöntemleriyle tahmin edilebilirliği araştırmıştır. Her bir bölgeden elde edilen yükseklik, ortam sıcaklığı ve güneşlenme süresi gibi parametreler ile veri seti oluşturulmuş ve sonuçlar elde edilmiştir [16].

Elektrik piyasa fiyatlarının tahmininde farklı metotlar kullanılmaktadır. İstatiksel analiz, makine öğrenmesi, zaman serileri, optimizasyon yöntemleri ve yapay zeka gibi teknolojiler literatürde yer almaktadır. Literatür incelendiğinde; Anbazhagan ve ekibi tarafından yük talebi ile elektrik fiyatı arasındaki güçlü korelasyon göz önünde bulundurularak geri yayımlı çok katmanlı sinir ağı temelli tahmin modeli geliştirilmiştir. Modelin, trende uygun günlerde oldukça iyi tahminler yaptığı ancak pik değişim olan günlerde hata paylarının arttığı gözlemlenmiştir [17]. Shahidehpour ve diğerleri, elektrik fiyatlandırma ve tahminine ilişkin temel konuları (fiyat oluşumu, oynaklık, dışsal değişkenler) ele almışlardır. Sinir ağlarına dayalı bir fiyat tahmin modülünü tanımlamakta ve performans değerlendirmesi hakkında yorum yapmaktadır [18]. [19]'da türlü değişkenlerin elektrik fiyatı üzerindeki etkisini çoklu doğrusal regresyon analiziyle modellemiştir. 2018 yılı İspanya elektrik fiyatı tahminlerinin düşük bir hata payıyla gerçekleştiği izlenmiştir. Weron, modelleme yaklaşımlarının genel bir bakışını sunduktan sonra gün öncesi tahmin için istatistiksel yöntemlerin pratik uygulamalarına odaklanmaktadır (ARMA-tipi, ARMAX, GARCH-tipi, rejim değişimi). Ayrıca, aralık tahminlerini ele almakta ve türevlerin fiyatlandırılması için nicel stokastik modellere geçmektedir [20]. Nargale ile Patil tarafından ilerletilen çalışmada elektrik piyasası ortamında kısa süreli fiyat öngörüsü için yapay sinir ağı (YSA) modeli dizayn etmişlerdir. Dört katmanlı bir sinir ağı olan bu model, tarihsel fiyat verilerini kullanarak tahmin yapmaktadır. Model çıktısının ilave tarihsel data kullanımıyla iyi performans verebileceğinde fikir birliğine varılmıştır [21]. Zareipour, öncelikle doğrusal zaman serisi modellerini (ARIMA, ARX, ARMAX) ve doğrusal olmayan modelleri (regresyon spline'ları, sinir ağları) gözden geçirmektedir. Daha sonra, Ontario elektrik piyasasında saatlik fiyatları tahmin etmek için bu modelleri kullanmaktadır [22].

1.2. Tezin Amacı, Sınırları ve Bölümleri

Bu tez çalışmasında, bir endüstriyel şirketin doğalgaz veya fuel-oille çalışan güç santrali (termik santral olarak adlandırılacaktır) ve solar sistemine dayanarak elektrik piyasa fiyatlarını dikkate alan dinamik ekonomik güç dağılımı (DED) gerçekleştirilecektir. Dinamik ekonomik güç dağılımı sırasında, santralin yakıt fonksiyonları, elektriksel kısıtları ve mevsim koşulları göz önünde bulundurulacaktır.

Doğalgaz/fuel-oil Santralin yakıt fonksiyonları ve solar santralin üretim tahminleri, makine öğrenmesi yöntemlerinden regresyon analizi kullanılarak incelenecek ve en optimize edilmiş yöntemlerle ilerlenecektir. Piyasada oluşan takas fiyatları (PTF) ise zaman serisi olarak modellenerek, optimizasyon problemleri çözülecek ve elde edilen sonuçlar detaylı bir şekilde incelenecek ve şirket karlılığı arttırılacaktır.

Rüzgar enerjisinin dinamik ekonomik güç dağılıma entegrasyonunu inceleyen çalışmalar literatürde bulunmakla birlikte, solar sistem entegrasyonunu içeren çalışmaların sayısı oldukça sınırlıdır. Bu tez çalışmasının hedeflerinden biri, bu noktaya özel bir odaklanma yaparak solar sistem entegrasyonunu detaylı bir şekilde araştırmaktır. Literatürdeki boşluğu doldurarak, solar sistemlerin dinamik ekonomik güç dağılıma entegrasyonu konusunda daha fazla bilgi ve anlayış sağlamayı amaçlamaktadır.

Makaleler ve tezler incelendiğinde, enerji sistemlerinde tahmin çalışmalarında makine öğrenmesi metotlarının sıklıkla kullanıldığı gözlemlenmektedir. Bu çalışmalar, enerji sistemlerinin farklı konularına odaklanarak daha spesifik ve detay bilgiler sunmaktadır. Dinamik ekonomik güç dağılım problemlerinin çözümünde birçok parametrenin bilinmesi gerekmektedir. Bu parametreler arasında, santral yakıt fonksiyon katsayıları, saatlik elektrik fiyatları ve yenilenebilir enerjinin saatlik üretim karakteristiği ile elektrik yükü bulunmaktadır. DED uygulamalarında bu veriler biliniyor veya veriliyor olduğundan odak noktası ekonomik güç dağılımın analiz edildiği kısım olmaktadır. Farklı tezler ve makalelerde ayrı ayrı ele alınmış olsa da dinamik ekonomik güç dağılımı problemlerini içeren çalışmalarda; santral yakıt fonksiyonunun elde edilmesi, solar üretim miktarının ve elektrik piyasa fiyatlarının tahmin edilmesi gibi konuların detaylandırılmadığı görülmüştür. Bu tezin en önemli hedeflerinden biri, çeşitli makine öğrenmesi ve zaman serisi yöntemlerin bu verilerin elde edilmesinde kullanılmasıyla birlikte ekonomik güç dağılımında kullanılabilmesini sağlamaktır. Bu şekilde, enerji sistemlerinin daha etkin bir şekilde yönetilmesine ve optimizasyonuna katkıda bulunmayı amaçlamaktadır.

Tezin ikinci bölümünde, çalışmanın odak noktası olan termik santraller detaylı bir şekilde incelenmiştir. İşletmedeki güç santralının, fabrika test verileri üzerinden yakıt fonksiyonu ve katsayıları belirlenmiştir. Bu belirleme sürecinde, yakıt fonksiyonunu tanımlamak için polinom regresyonu kullanılmıştır. Ayrıca, santralin fiziksel özellikleri ve işletme kısıtları da açık bir şekilde ifade edilmiştir. Bu bilgiler,

termik santralin karakteristiklerini ve çalışma parametrelerini anlamamızı sağlayarak ilerleyen bölümlerde daha kapsamlı analizler yapmamıza olanak tanımaktadır.

Üçüncü bölümde, tezin odaklandığı solar panel sistemi detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Hem kurulum parametreleri hem de gerçek veriler kullanılarak, makine öğrenmesi yöntemleri üzerinde çalışılmıştır. Solar sistemden düzenli aralıklarla kaydedilen çevre sıcaklığı, panel sıcaklığı, rüzgar hızı, global güneş ışınımı ve şebekeye verilen enerji değerleri, çeşitli makine öğrenmesi regresyon modelleri olan Gauss Süreç Regresyonu (GSR), Lineer Regresyon (LR), Karar Ağaçları Regresyonu (KAR), Destek Vektör Regresyonu (DVR) ve Topluluk Regresyon (TR) metodlarıyla incelenmiştir. Bu metotlar arasında performans değerlendirme metrikleri kullanılarak karşılaştırma yapılmış ve en uygun metot belirlenerek solar enerji üretimi için tahminler yapılmıştır. Bu aşamada, güvenilir ve hassas tahminler elde etmek için makine öğrenmesi yöntemlerinin performansı ve uygunluğu değerlendirilmiştir.

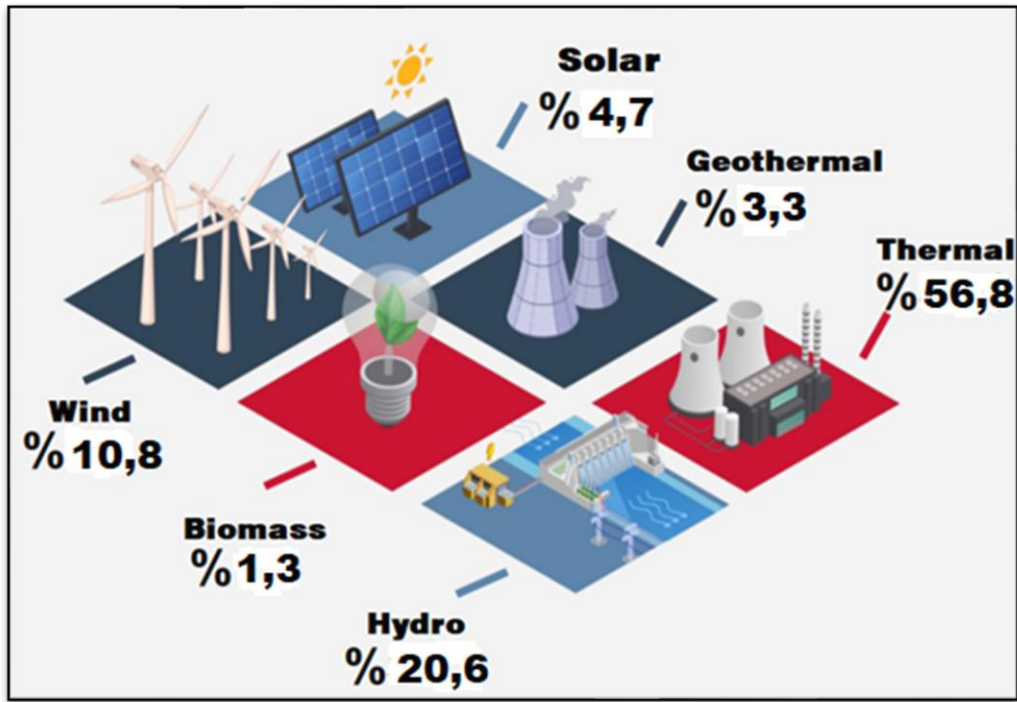
Dördüncü bölümde, tezin odaklandığı konulardan biri olan elektrik şebeke fiyatları detaylı bir şekilde araştırılmıştır. Türkiye'deki elektrik fiyatlandırma mekanizması incelenerek, geçmiş yıllarda oluşan Piyasa Takas Fiyatı (PTF) verileri zaman serisi modellemesiyle analiz edilmiştir. Zaman serisi analizinde hem statik hem de dinamik yöntemler kullanılmış ve PTF fiyatlarının bir sonraki yıl için tahminleri yapılmıştır. Bu süreçte, farklı yöntemler karşılaştırılmış ve performans metrikleri doğrultusunda en iyi sonuçları veren model seçilerek ilerlenmiştir. Bu bölüm, elektrik piyasasının dinamik yapısını anlamak ve gelecekteki fiyat hareketlerini tahmin etmek için istatistiksel ve analitik yöntemlerin kullanılmasını vurgulamaktadır.

Beşinci bölümde, elde edilen veriler GAMS (General Algebraic Modeling System) programı kullanılarak dinamik ekonomik güç dağılım problemi çözülmüştür. Bu süreçte, her ay için tahmin edilen saatlik elektrik birim fiyatları, solar enerji üretim miktarları ve doğalgaz/fuel-oil santrali verileri kullanılarak optimizasyon yapılmıştır. Analiz sürecinde, arz-talep dengesi gözetilmiş ve santralin kısıtları analiz edilmiştir. Ayrıca, solar enerji sistemi öncelikli olarak değerlendirilerek sistemin işletilmesi sağlanmıştır. Elde edilen sonuçlar, tablolar ve grafikler halinde düzenlenerek enerji üretiminin ekonomik açıdan en verimli şekilde gerçekleşmesini sağlamış ve şirketin karlılığını artırmıştır.

2. TERMİK SANTRALLER

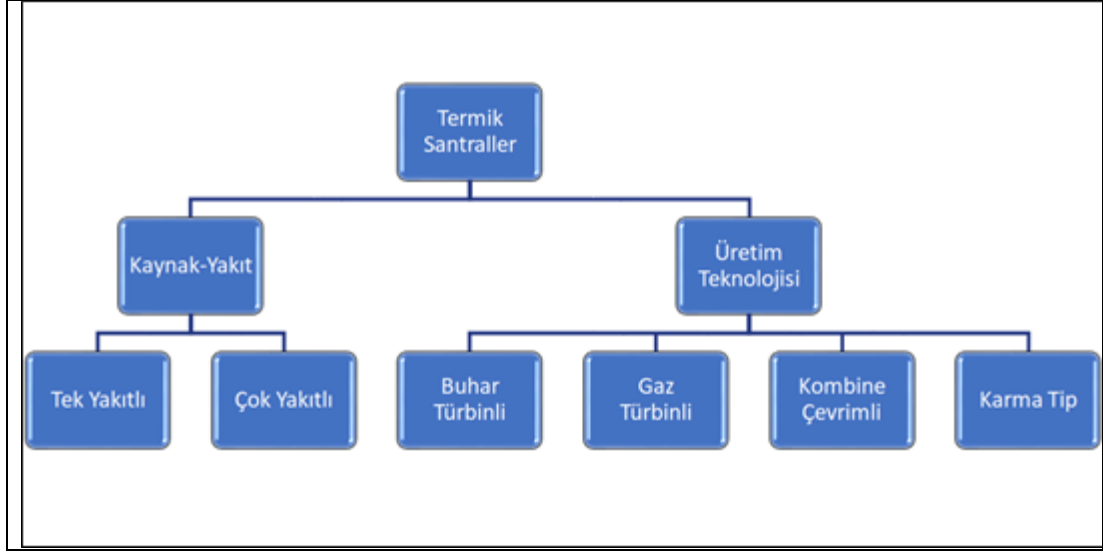
2.1. Termik Santraller Tipleri

Termik santraller, yakıtın yanması yoluyla ısı enerjisi elde ederek bu ısı enerjisini elektrik enerjisine dönüştüren enerji üretim tesisleridir. Genellikle kömür, doğal gaz, petrol veya biyokütle gibi fosil yakıtlar kullanılarak çalışırlar. Termik santraller, elektrik üretimi için yaygın olarak kullanılan bir tür enerji santralidir ve dünya genelinde büyük miktarda elektrik enerjisi sağlarlar. Aralık 2022 TEİAŞ Yük Tevzi Dairesi Başkanlığından alınan raporlar doğrultusunda, üretilen elektrik %56,8'i Şekil 2.1'de görüldüğü gibi termik santrallerden elde edilmiştir [2].



Şekil 2.1: Türkiye elektrik üretimi enerji kaynakları dağılımı, 2022.

Termik santrallerin sınıflandırılmasında farklı metotlar bulunmaktadır [23]. Konvansiyonel buhar türbinli santraller ile gaz-buhar türbinli santraller diye ikiye ayırmaktadır. Bununla birlikte termik santralleri kullanılan yakıtı ve üretim teknolojisine göre sınıflandırabiliriz.

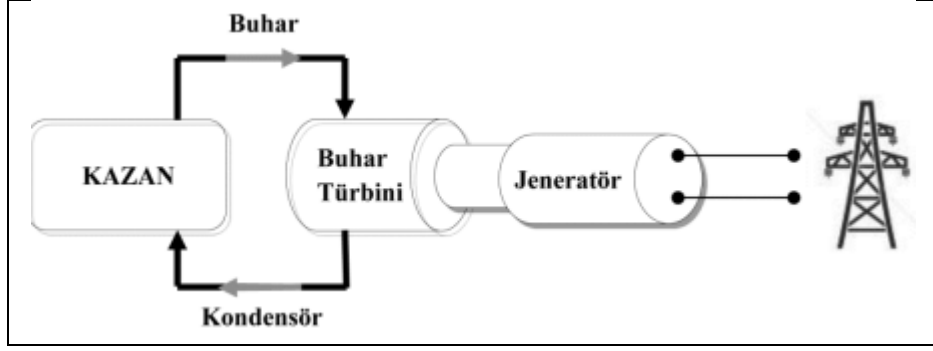


Şekil 2.2: Termik santrallerin sınıflandırılması.

Şekil 2.2’te göre termik santraller yakıtlarına göre; tek yakıtlı ve çok yakıtlı olarak ikiye ayrılabilir. Ülkemizde tek yakıt olarak; kömür, doğalgaz, fuel-oil, motorin, LPG ve petrol türevleri, biyokütle, proseste kullanılan gazlar (kok gazı, yüksek fırın gazı) kullanabildiği gibi, kömür + doğalgaz, kömür + sıvı, doğalgaz + sıvı, kömür + doğalgaz + sıvı vb. çok yakıtlı santraller bulunmaktadır. Çok yakıtlı santrallerin ünite tipi co-fired ve multi-fired olarak ikiye ayrılmaktadır. Co-fired üniteler, birden fazla yakıt türüne erişim sağlayan ve bu yakıt türlerini sürekli olarak bir arada kullanarak elektrik üretebilen üniteleri ifade eder. İkincil yakıtı birincil yakıtlarla kullanma olanağı mevcuttur. Multi-fired üniteler ise, birden fazla yakıt türüne erişimi dönüşümlü olarak sağlanmaktadır. Tamamen değiştirilebilir yakıtları kullanma olanağı mevcuttur. Bir seferde sadece bir yakıt yakılır [24].

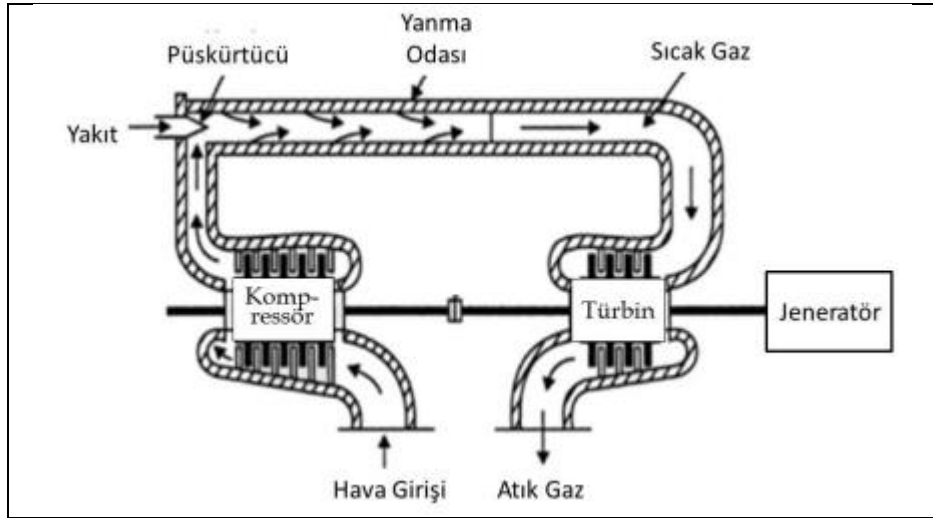
Termik santralleri üretim teknolojisine göre ise buhar türbinli, gaz türbinli, içten yanmalı ve kombine çevrimli olarak ayrılabilir.

Buhar türbinli termik santrallerde, kazana beslenen yakıtın kimyasal enerjisi, yanma süreciyle ısı enerjisine dönüştürülür. Oluşan yüksek ısı, demineralize edilmiş suyun sıcaklığını kritik basınçta artırarak buhar haline getirir. Yüksek basınç ve sıcaklıkta bulunan buharın içerdiği termal enerji, öncelikle türbinlerde mekanik enerjiye ardından jeneratörlerde elektrik enerjisine dönüştürülür. Şekil 2.3’te buhar türbinli termik santralin akım şeması verilmiştir [25].



Şekil 2.3: Buhar türbinli termik santrallerin akım şeması.

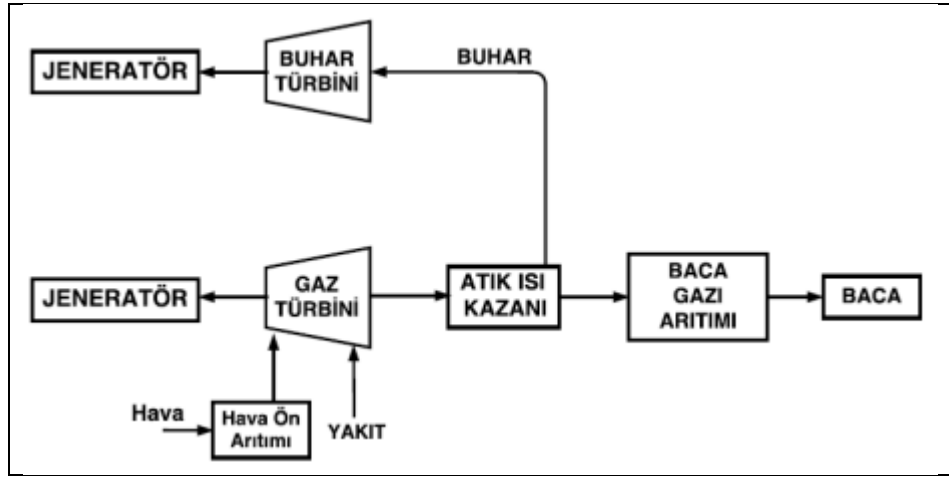
Gaz türbinli termik santrallerde yakıtın yanmasıyla oluşan gaz türbinleri tahrik ederek elektrik enerjisi üretir. Hızlı devreye alma süresi ve esnek çalışma özellikleriyle talebe hızlı yanıt verme yetenekleri yüksektir. Temel olarak kompresör, yanma odası ve türbinden oluşur. Şekil 2.4'te gaz türbini genel akım şeması verilmiştir [25]. 1940'lı senelerden itibaren geliştirilmeye başlanan gaz türbinleri, 1970'lerin sonuna doğru kombine çevrim santrallerinde kullanılmaya başlanmıştır. Gaz türbinlerinde termal verimlilik %20 ile %30 arasındadır. Bu oran buhar türbinli santrallerde %38 ila %40 olmaktadır [23]. Kombine çevrimli santrallerin tasarımıyla net verimlilik alt ısıl değer referans alındığında %58 ve üstüne çıkabilmektedir [26].



Şekil 2.4: Gaz türbinli termik santrallerin akım şeması.

Kombine Çevrimli Termik Santrallerde verimi arttırmak için hem buhar türbini hem de gaz türbini birlikte kullanılır. Hava, atmosferden alındıktan sonra arıtılır ve gaz türbininin kompresör bölümünde sıkıştırılır. Ardından yakıtla karışarak yanma

odasında püskürtülür ve yanar. Bu yanma işlemi sonucunda ortaya çıkan yüksek sıcaklıktaki atık gazlar, su-buhar döngüsü içinde soğutulur ve atık ısı kazanına yönlendirilerek atmosfere salınmak üzere hazırlanır. Egzoz, su-buhar döngüsündeki eşanjörler aracılığıyla ısı transferi yapar ve buhar türbinli santrallerde olduğu gibi döngüyü tamamlar. Üretilen buhar, buhar türbinlerine yönlendirilir ve mekanik enerjiden elektrik üretimi gerçekleştirilir [27]. Şekil 2.5'te kombine çevrim santralinin sadeleştirilmiş proses şeması verilmiştir [25].

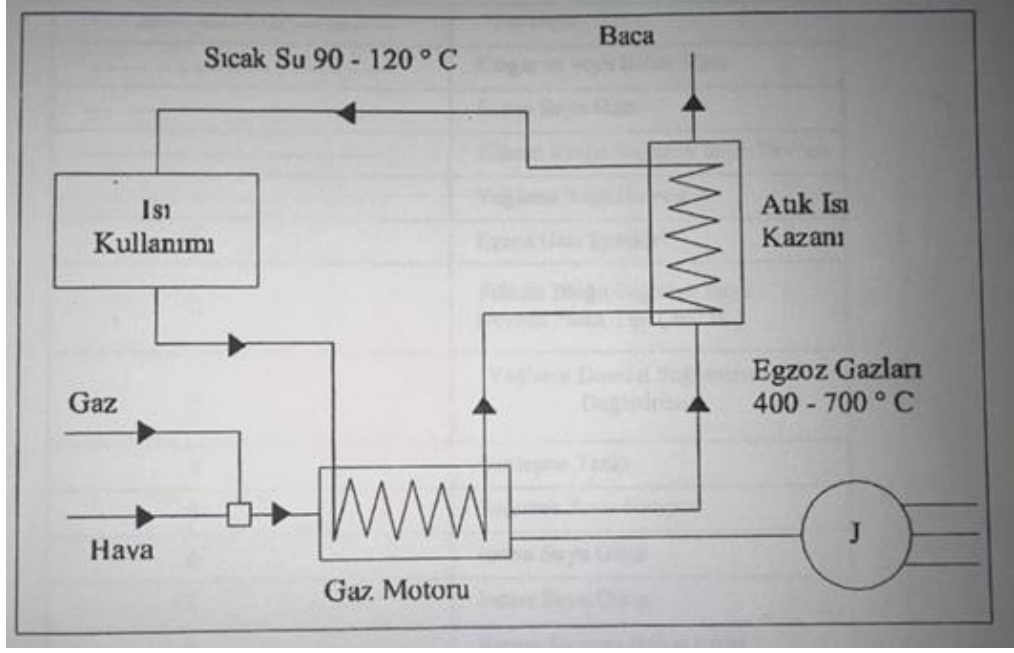


Şekil 2.5: Kombine çevrimli termik santrallerin akım şeması.

Buhar türbini, gaz türbini ve kombine çevrimli termik santraller olduğu gibi farklı proseslerin gerekliliğine uygun karma modeller de görülmektedir. Kömür ve suyun tedariki kolay değilse çeşitli güç ihtiyaçlarını karşılamak için dizel makineler kullanılmaktadır. Hızlı kurulum, yer avantajı, çabuk devreye alma gibi avantajları varken, yüksek işletme masrafları ve bakım giderleri bulunmaktadır. Yanmayla ısı enerjisinin elde edilmesine göre; dıştan ve içten yanmalı motorlar olarak ikiye ayrılmaktadır [23].

İçten yanmalı makineler operasyon biçimi, yanma döngüsü, silindir yerleşimi, kullanım yeri, yakıt cinsleri, hız, ateşleme metodu, soğutma tipi ve silindir sayılarına göre sınıflandırılabilir.

Tezde kullanılacak doğalgaz/fuel-oil santrali dizel çevrimine göre çalışan içten yanmalı gaz motorludur. Şekil 2.6'daki modelde akış şeması verilmiştir [28].



Şekil 2.6: Doğalgaz/fuel-oil santral akış şeması.

Sistemde 6,5 MW'lık elektrik enerjisinin yanında 6,5 MW'lık ısı enerjisi üreten kombine çevrimli bir termik santraldir. Sistemin elektrik ve ısı verimi sırasıyla %40 ve %38'dir. Multi yakıt sistemine sahip ünite hem fuel-oil/kalorifer yakıtı gibi ağır yakıtları hem de doğalgaz ile çalışabilmektedir. İlk hareket fuel-oille olmakta; sistem yükü %40'ı geçince tamamen doğalgaza geçilebilir seviyeye gelmektedir. Isı geri kazanımı sadece doğalgazda olmaktadır. Dizel çevrimiyle çalışan sisteme gaz enjektörü sıkıştırma stroku sonrası yapılmaktadır. 18 silindirli motor, alternatörü tahrik etmekte ve 10 kV geriliminde elektrik enerjisi üretilmektedir. Üretici bilgilerinden alınan veriler ışığında, makinenin verimli ve güvenilir bir performans için minimum 3 MW yüklenmesi gerektiği belirtilmiştir. Ayrıca, makine saatte 5 MW yük alıp (RU) 5 MW yük azaltabilmektedir (RD).

2.2. Termik Santrallerin Üretim Giderleri

Termik ünitenin işletilmesi ve bakımı için gerekli olan tüm giderler, termik ünitenin üretim maliyetlerini ifade etmektedir. Enerji üretiminde kullanılan termik ünitelerin maliyetleri iki ana unsur olarak karşımıza çıkmaktadır. Sabit ve değişken giderler [26]. Sabit giderler, genellikle bir termik ünite kurulduktan sonra ortaya çıkan

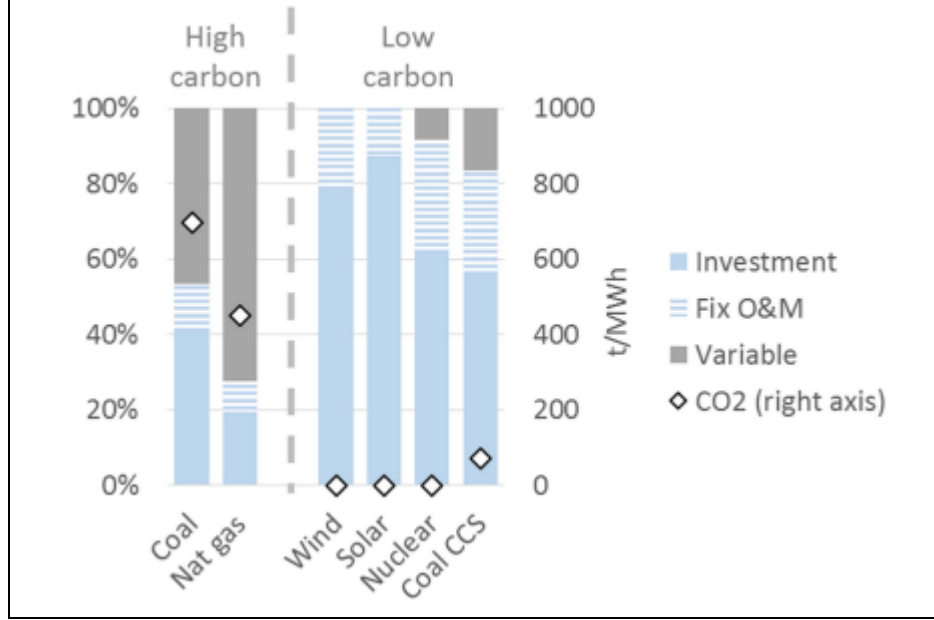
ve uzun dönemde deđiřmeyen giderlerdir. Deđiřken giderler ise, üretilen enerji miktarına ve tüketicinin talebine göre deđiřebilen maliyet unsurlarıdır.

Sabit giderler; kurulum maliyetleri, amortisman, bakım ve onarım maliyetleri, sabit personel giderleri ve sigorta maliyetleridir.

- İlk Kurulum Maliyeti: Termik ünite kurulmadan önce yapılan planlama, tasarım ve inřaat ařamalarındaki maliyetlerdir. Yatırım maliyetleri, santralin kapasitesine, tesisin boyutuna, yakıt seęimine, teknolojik özelliklerine ve yer seęimine bađlı olarak deđiřebilir. Genellikle uzun vadeli sabit kalır ve iřletme süresi boyunca geri kazanılmaya çalıřılır. Maliyetlerin en büyük kısmı ilk yatırım maliyetidir [3].
- Amortisman: Termik ünite yatırımının maliyetinin zaman içinde düşürülmesi için kullanılan yöntemdir. Yatırım maliyetinin ömrü boyunca bölünmesiyle, yıllık olarak hesaplanır. Termik santrallerin amortisman gideri, nükleer, LNG ve yenilenebilir enerji kaynaklarına göre daha düşük olmaktadır [29].
- Bakım ve Onarım Maliyetleri: Termik ünite iřletme ařamasında düzenli bakım ve onarıma ihtiyaç duyar. Bu maliyetler, ekipman ömrünü uzatmak, performansı optimize etmek ve arızaları önlemek amacıyla gerçekleştirilen periyodik bakım ve düzeltici iřlemleri içerir. Bakım ve onarım maliyetleri, ekipman tipi, iřletme süresi, kullanım yoğunluđu ve bakım stratejileri gibi faktörlere bađlı olarak deđiřir. Yıllık 8000 saatlik çalıřma düzenine göre en pahalı bakım onarım maliyeti rüzgar ve nükleer santrallerde olurken, en ekonomik maliyet gaz türbinlerinde olmaktadır [30].
- Sabit Personel Maliyetleri: Termik ünite iřletme ařamasında çalıřan personelin ücretleri, primleri, eđitim masrafları ve diđer giderleri kapsamaktadır. İřçilik giderleri toplam çalıřan personel sayısı ile, yıllık bazda ortalama maař ile hesaplanmaktadır [31].
- Deđiřken giderler; yakıt maliyetleri, su maliyetleri ve bađlantı maliyetlerini içermektedir. En büyük kalemi oluřturan yakıt giderlerine odaklanılacaktır.

Yakıt maliyetleri, termik ünitenin iřletmesi için kullanılan yakıtın maliyetlerini kapsar. Yakıt genellikle kömür, dođal gaz, petrol veya biyokütle olabilir. Yakıt maliyetleri, yakıt fiyatlarındaki deđiřiklikler, piyasa kořulları, arz-talep dengesi ve enerji politikaları gibi faktörlere bađlı olarak dalgalanır. Yakıt maliyetleri termik ünitenin ürettiđi enerji miktarına ve enerji tüketimine bađlı olarak deđiřir. Genellikle

yakıt maliyetleri, termik ünitenin en önemli değişken gider kalemidir. Aynı BTU'yu üretmekte ham petrol, doğalgaz ve fuel-oil kıyaslandığında en ekonomik doğalgaz olurken, en pahalı fuel-oil olmaktadır [32].



Şekil 2.7: Elektrik üretim teknolojilerinde gider dağılımı.

Şekil 2.7’de elektrik üretim teknolojilerindeki maliyet dağılımları görülmektedir [33]. Şekil incelendiğinde rüzgar, solar ve nükleer enerji üretiminin büyük bir kısmını yatırım ve sabit giderler oluştururken, termik santrallerde değişken giderlerin önemi daha fazla olmaktadır.

Tezde hali hazırda kurulu olan termik santral (doğalgaz/fuel-oil santrali) ve solar sisteme odaklanıldığında, ilk kurulum maliyeti ve sabit giderler kapsam dışı bırakılmıştır. Değişken giderlerden yakıt giderleri termik santralde ana büyüklükte olduğu için bu maliyete odaklanılmıştır. Solar sistemde herhangi bir yakıt gideri olmayacaktır. Santralde kullanılan yakıt türüne göre yakıt maliyeti fonksiyonuna göre optimizasyon yapılacaktır.

2.3. Termik Santrallerin Yakıt Maliyet Fonksiyonu

Fosil yakıtlarla çalışan jeneratörlerin girdileri ile ürettikleri güç arasında ilişki bulunmaktadır. Yakıtın elektrik enerjisine dönüşüm sürecindeki verimlilik ve yakıt tüketimiyle ilgili faktörler yakıt gideri katsayılarında tanımlanmıştır. Bu katsayılar,

enerji dönüşümünün etkinliğini ve yakıt tasarrufunu değerlendirmek için kullanılmakta ve yakıt türünü, santral teknolojisine, yakıt fiyatlarına ve diğer faktörlere bağlı olarak değişebilmektedir. Termik santraller için yakıt giderleri, personel ve işletme giderleri dikkate alınarak elektrik enerjisi maliyet değişimi için aşağıdaki denklem (2.1) kullanılmaktadır [34].

$$C_{t,i} = a_i.P_i^2 + b_i.P_i + c_i \quad (2.1)$$

Burada a_i , b_i ve c_i i 'inci generatörün maliyet fonksiyonu sabitleridir. a_i , elektrik üretimi ve yakıt gideri arasındaki ilişkiye kuadratik olarak ele alır. Elektrik üretim seviyesi arttıkça yakıt tüketiminin lineer olmayan davranışını yakalamaktadır. a_i değerinin yüksek olması, daha yüksek elektrik üretimi seviyelerinde yakıt maliyetlerinde keskin artışı göstermektedir. b_i elektrik üretimi ile yakıt maliyeti arasındaki doğrusal ilişkiyi temsil etmektedir. Daha yüksek bir b_i değeri, üretilen her bir elektrik birimi için daha yüksek bir artımlı maliyeti gösterir. c_i yakıt maliyeti denklemindeki sabit terimi göstermektedir. Yakıt maliyetine katkıda bulunan ancak doğrudan elektrik üretim seviyesine bağlı olmayan sabit maliyetleri veya diğer faktörleri hesaba katar [35].

Teze konu olan içten yanmalı doğalgaz/fuel-oil Santralinde yakıt olarak doğalgaz ve fuel-oil kullanılabilir. Multi-fired çok yakıtlı olarak tasarlanan makine; hızlı start edilebilmesiyle avantaj sağlamaktadır. Üretici firmanın saha testlerinde taahhüt ettiği yakıt tüketimleri Şekil 2.9'da fuel-oil yakıtı için Şekil 2.10'da ise doğalgaz yakıtı için verilmiştir. Bu testlerde makine %100, %90, %75 ve %60'lık yüklerde 5'er saat çalıştırılmış ve performansı ölçülmüştür. Sırasıyla 6750 kW, 6075 kW, 5063 kW ve 4050 kW'lık yüklenmeye göre fuel-oil operasyonunda gram/kWh cinsinden, doğalgaz operasyonunda ise kJ/kWh cinsinden tüketimler ve makine verimleri taahhüt edilmiştir.

Elde edilen fuel-oil ve doğalgaz tüketim verileriyle Denklem (2.1)'deki yakıt fonksiyonları elde edecek şekilde kuadratik formda fonksiyon elde edilecektir. Böylelikle a,b ve c yakıt fonksiyonları elde edilerek optimizasyon hesaplamalarında kullanılacaktır.

SUMMARY SHEET , GENERATING SET					
ENGINE TYPE : WARTSILA VAASA		18V32	750	r/min	
PERFORMANCE ACCORDING TO ISO 3046/1- 1986(E)		BASE LOAD	ECONOMY	2 WATER PUMPS 1 LUBE OIL PUMP	
DUTY VERSION FUEL		OIL			
ENGINE INTAKE AIR TEMPERATURE	deg C	35.0	ALTITUDE	110	m
LT-CHARGE AIR COOLANT TEMPERATURE	deg C	34.0	SITE FUEL	41,000	kJ/kg
EXHAUST GAS BACK PRESSURE	k Pa	2.9	LIQUID FUEL		
POWER ADJUSTMENT FACTOR		0.928	INJECTION		
NOMINAL OUTPUT (STAND BY ONLY)	k W	7,380	RETARD	0	
MAXIMUM BASE LOAD OUTPUT, AT ISO	k W	6,750			
LOAD	%	100	90	75	60
ENGINE OUTPUT AT SITE	k W	6,750	6,075	5,063	4,050
ALTERNATOR EFFICIENCY		0.965	0.964	0.961	0.959
ALTERNATOR OUTPUT AT SITE	k W	6,510	5,850	4,860	3,880
FUEL CONSUMPTION AT ISO COND. WITH ENGINE DRIVEN PUMPS, FLYWHEEL	g/kWh	192	191	191	195
FUEL CONSUMPTION AT SITE WITH \pm 5 % TOLERANCE					
FUEL OIL OPERATION					
FLYWHEEL , 42,700kJ/kg FUEL	g/kWh	192.5	192.1	193.9	197.7
FLYWHEEL , SITE FUEL	g/kWh	200.5	200.0	201.9	205.9
TERMINALS, SITE FUEL	g/kWh	207.8	207.6	210.1	214.7
TERMINALS, HEAT RATE AT SITE	k J/kWh	8,518	8,511	8,614	8,802
TERMINALS, EFFICIENCY AT SITE	%	42.3	42.3	41.8	40.9
GAS OPERATION					
FLYWHEEL, TOTAL HEAT RATE	k J/kWh	0	0	0	0
TERMINALS, TOTAL HEAT RATE	k J/kWh	0	0	0	0
TERMINALS, HEAT RATE PILOT FUEL	k J/kWh	0	0	0	0
TERMINALS, HEAT RATE GAS	k J/kWh	0	0	0	0
TERMINALS, EFFICIENCY AT SITE	%	0.0	0.0	0.0	0.0
FUEL CONSUMPTION AT SITE WITH \pm 0 % TOLERANCE					
FUEL OIL OPERATION					
FLYWHEEL, SITE FUEL	g/kWh	210.5	210.0	212.0	216.2
TERMINALS, SITE FUEL	g/kWh	218.1	218.0	220.6	225.4
TERMINALS, HEAT RATE AT SITE	k J/kWh	8,944	8,936	9,045	9,243
TERMINALS, EFFICIENCY AT SITE	%	40.3	40.3	39.8	39.0
TERMINALS (SITE FUEL)	kg/h	1,420	1,275	1,072	875
GAS OPERATION					
FLYWHEEL, TOTAL HEAT RATE	k J/kWh	0	0	0	0
TERMINALS, TOTAL HEAT RATE	k J/kWh	0	0	0	0
TERMINALS, HEAT RATE PILOT FUEL	k J/kWh	0	0	0	0
TERMINALS, HEAT RATE GAS	k J/kWh	0	0	0	0
TERMINALS, EFFICIENCY AT SITE	%	0.0	0.0	0.0	0.0
MEAN EFFECTIVE PRESSURE	k Pa	2,132	1,918	1,599	1,279
	bar	21.3	19.2	16.0	12.8
	kp/cm ²	21.7	19.6	16.3	13.0

Şekil 2.8: Fuel-oil operasyonunda santralin yakıt tüketimi ve verim raporu.

Şekil 2.8'den görüldüğü üzere %100 yükte (6750 kW) terminallerde harcanacak fuel-oil miktarı \pm %5 toleransla 207,8 g/kWh ve verim %40,3 olmaktadır. Diğer yüklenmelere göre harcanan yakıt miktarı ve verim Tablo 2.1'de verilmiştir.

Tablo 2.1: Fuel-oil operasyonunda santralin yakıt tüketim ve verim tablosu.

Yüklenme	Birim	%100	%90	%75	%60
Makine Çıkış Gücü	kW	6.750	6.075	5.063	4.050
Fuel-oil Tüketimi	g/kWh	207,8	207,6	210,1	214,7
Verim	%	42,3	42,3	41,8	40,9

SUMMARY SHEET , GENERATING SET						
ENGINE TYPE : WARTSILA VAASA		18V32	750	r/min		
PERFORMANCE ACCORDING TO ISO 3046/1- 1986(E)		DUTY VERSION FUEL	BASE LOAD ECONOMY GAS	2 WATER PUMPS	1 LUBE OIL PUMP	
ENGINE INTAKE AIR TEMPERATURE	deg C	35.0	ALTITUDE	110	m	
LT-CHARGE AIR COOLANT TEMPERATURE	deg C	34.0	SITE FUEL	41,000	kJ/kg	
EXHAUST GAS BACK PRESSURE	k Pa	2.9	GAS FUEL			
POWER ADJUSTMENT FACTOR		0.928	INJECTION			
NOMINAL OUTPUT (STAND BY ONLY)	k W	7.380	RETARD	0		
MAXIMUM BASE LOAD OUTPUT, AT ISO	k W	6,750				
LOAD	%	100	90	75	60	
ENGINE OUTPUT AT SITE	k W	6,750	6,075	5,063	4,050	
ALTERNATOR EFFICIENCY		0.965	0.964	0.961	0.959	
ALTERNATOR OUTPUT AT SITE	k W	6,510	5,850	4,860	3,880	
FUEL CONSUMPTION AT ISO COND. WITH ENGINE DRIVEN PUMPS, FLYWHEEL	g/kWh	192	191	191	195	
FUEL CONSUMPTION AT SITE WITH +- 5 % TOLERANCE						
FUEL OIL OPERATION						
FLYWHEEL , 42,700kJ/kg FUEL	g/kWh	0.0	0.0	0.0	0.0	
FLYWHEEL , SITE FUEL	g/kWh	0.0	0.0	0.0	0.0	
TERMINALS, SITE FUEL	g/kWh	0.0	0.0	0.0	0.0	
TERMINALS, HEAT RATE AT SITE	k J/kWh	0	0	0	0	
TERMINALS, EFFICIENCY AT SITE	%	0.0	0.0	0.0	0.0	
GAS OPERATION						
FLYWHEEL, TOTAL HEAT RATE	k J/kWh	8,186	8,125	8,095	8,246	
TERMINALS, TOTAL HEAT RATE	k J/kWh	8,482	8,432	8,424	8,597	
TERMINALS, HEAT RATE PILOT FUEL	k J/kWh	286	316	377	468	
TERMINALS, HEAT RATE GAS	k J/kWh	8,196	8,115	8,046	8,129	
TERMINALS, EFFICIENCY AT SITE	%	42.4	42.7	42.7	41.9	
FUEL CONSUMPTION AT SITE WITH +- 0 % TOLERANCE						
FUEL OIL OPERATION						
FLYWHEEL, SITE FUEL	g/kWh	0.0	0.0	0.0	0.0	
TERMINALS, SITE FUEL	g/kWh	0.0	0.0	0.0	0.0	
TERMINALS, HEAT RATE AT SITE	k J/kWh	0	0	0	0	
TERMINALS, EFFICIENCY AT SITE		0.0	0.0	0.0	0.0	
TERMINALS (SITE FUEL)	kg/h	0	0	0	0	
GAS OPERATION						
FLYWHEEL, TOTAL HEAT RATE	k J/kWh	8,595	8,531	8,500	8,658	
TERMINALS, TOTAL HEAT RATE	k J/kWh	8,907	8,853	8,845	9,026	
TERMINALS, HEAT RATE PILOT FUEL	k J/kWh	301	332	396	491	
TERMINALS, HEAT RATE GAS	k J/kWh	8,606	8,521	8,449	8,535	
TERMINALS, EFFICIENCY AT SITE	%	40.4	40.7	40.7	39.9	
MEAN EFFECTIVE PRESSURE	k Pa	2,132	1,918	1,599	1,279	
	bar	21.3	19.2	16.0	12.8	
	kp/cm ²	21.7	19.6	16.3	13.0	

Şekil 2.9: Doğalgaz operasyonunda santralin yakıt tüketimi ve verim raporu.

Şekil 2.9'dan görüldüğü üzere %100 yükte (6750 kW) terminallerde harcanacak Doğalgaz miktarı +-%5 toleransla 8.196 kJ/kWh ve verim %42,4 olmaktadır. Diğer yüklenmelere göre harcanan yakıt miktarı ve verim Tablo 2.2'de verilmiştir.

Tablo 2.2: Doğalgaz operasyonunda santralin yakıt tüketim ve verim tablosu.

Yüklenme	Birim	%100	%90	%75	%60
Makine Çıkış Gücü	kW	6.750	6.075	5.063	4.050
Doğalgaz Tüketimi	kJ/kWh	8.196	8.115	8.046	8.129
Verim	%	42,4	42,7	42,7	41,9

Yakıt tüketimleri ve makine gücü arasındaki ilişkiyi tanımlamak üzere Denklem (2.1)'deki yakıt fonksiyonu formülüne uygun modelleme tanımlanacaktır. Regresyon analizi, bir bağımlı değişken ile bir veya birden fazla bağımsız değişken arasındaki bağıntıyı keşfetme metodudur. Makine öğrenmesinin bir parçası olarak kullanılan regresyonun; basit lineer regresyon, çoklu regresyon, Ridge regresyonu, Lasso regresyonu, polinom regresyonu gibi birçok tekniği bulunmaktadır [36].

Matematiksel olarak bağımsız bir x değişkeniyle, bağımlı bir y değişkeni arasındaki ilişki Denklem (2.2)'de verilmiştir [37]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \quad (2.2)$$

Denklemden, β_0 kesme noktasıdır ve $x=0$ olduğunda y 'nin alacağı değerdir. β_1 regresyon katsayısıdır ve bağımsız değişken x 'in her birim artışında y 'nin artış miktarını göstermektedir.

Bazı verisetlerinde lineer regresyonla elde edilecek doğrusal grafik bağımlı değişken ile bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi iyi ifade edemez. Bu tarz durumlarda polinom regresyonu kullanılmaktadır. Polinom regresyonu, lineer regresyonun özel bir uygulamasıdır. Herhangi bir fonksiyon polinom olarak tanımlanabildiği için kullanımı yaygındır. Bağımsız değişkenin derecesi 1'den büyüktür ve aşağıdaki gibi tanımlanır [38]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1^1 + \beta_2 x_2^2 + \dots + \beta_n x_n^n \quad (2.3)$$

(2.3) denkleminde n polinomun derecesidir. Polinom derecesi arttıkça denklemin karmaşıklık seviyesi artmaktadır [36]. (2.1) denkleminde yakıt fonksiyonunun derecesi 2'dir. Dolayısıyla fuel-oil ve doğalgaz yakıt maliyet fonksiyonları kuadratik olarak hesaplanacaktır. Polinom katsayılarını kullanarak ikinci dereceden bir denklemde veri noktalarıyla en uyumlu eğri oluşturulacaktır.

Termik santralin yakıt maliyet fonksiyonundaki tahmin edilen bağımlı değişken (y) yakıt gideridir. Birimi Amerikan Doları (\$) alınacaktır. Yakıt tüketimi g/kWh veya kJ/kWh ile bulunduktan sonra fuel-Oil ve doğalgaz birim fiyatları ile çarpılarak önce Türk Lirasına (TL) sonra da ortalama kur üzerinden dolara çevrilecektir. Aşağıdaki 2.3 tablosunda 2021 senesine ait ortalama dolar kuru ile fuel-oil ve doğalgaz birim

fiyatı verilmiştir. Fuel-oil ve doğalgaz birim fiyatları beyaz eşya fabrikasının geçmiş tüketimleri ve yıllık alım sözleşmelerine göre şekillenmiştir [39], [40], [41].

Tablo 2.3: 2021 senesi ortalama dolar kuru ile fuel-oil ve doğalgaz fiyatları.

Yüklenme	Birim	Dolar
2021 Dolar Kuru Ortalaması	\$/TL	8,86
2021 Fuel-oil Birim Fiyatı Ortalaması	TL/kg	5,27
2021 Doğalgaz Birim Fiyatı Ortalaması	TL/Sm ³	2,42

Fuel-oil tüketimi ve yakıt maliyetine ait aşağıdaki (2.4) denklemini kullanılacaktır. Fuel-oil Tüketim ve Çalışma Yüğü 2.1 tablosunda verilmiştir:

$$\begin{aligned}
 \text{FuelOil Tüketimi} & \frac{g}{kWh} \times \text{Çalışma Yüğü } kWh \times \frac{1 \text{ kg}}{1.000g} \times \\
 & 5,27 \frac{TL}{kg} \times \frac{1\$}{8,86 TL} = \text{Fuel – Oil Yakıt Maliyeti } \$
 \end{aligned}
 \tag{2.4}$$

Doğalgaz tüketimi ve yakıt maliyeti ait aşağıdaki (2.5) denklemini kullanılacaktır. Doğalgaz Tüketim ve Çalışma Yüğü Tablo 2.2’de verilmiştir. kJ/kWh yakıt tüketimiyle elde edilecek kJ (kilo Joule) öncelikle kcal’e (kilo Kalori) dönüştürülecek sonra da doğalgaz üst ısı miktarı üzerinden Sm³ (Standart m³) cinsinden ifade edilecektir.

$$\begin{aligned}
 \text{Doğalgaz Tüketimi} & \frac{kJ}{kWh} \times \text{Çalışma Yüğü } kWh \times \frac{1 \text{ kcal}}{4,18 \text{ kJ}} \times \\
 & \frac{1 \text{ Sm}^3}{9155 \text{ kcal}} \times 2,42 \frac{TL}{\text{Sm}^3} \times \frac{1\$}{8,86 TL} \\
 & = \text{Doğalgaz Yakıt Maliyet } \$
 \end{aligned}
 \tag{2.5}$$

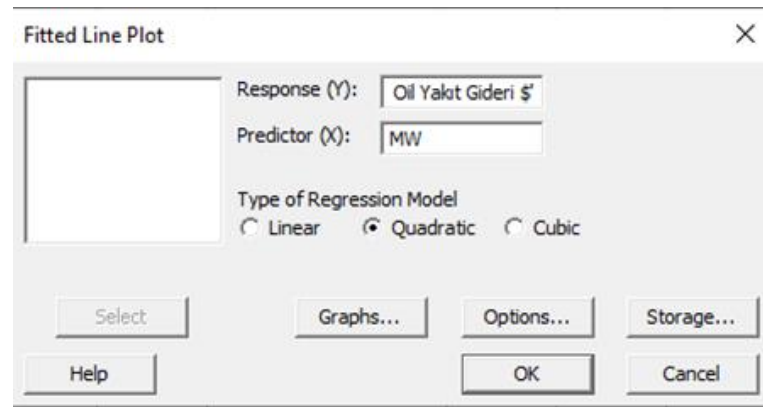
2.4 ve 2.5 denklemlerinden makinenin %100, %90, %75 ve %60 yüklenmesine göre oluşan fuel-oil ve doğalgaz yakıt giderleri Amerikan doları (\$) cinsinden Tablo 2.4’te verilmiştir:

Tablo 2.4: Termik santralin yüklenme durumuna göre fuel-oil ve doğalgaz fiyatları (\$).

Yüklenme	Birim	%100	%90	%75	%60
Makine Çıkış Gücü	kW	6.750	6.075	5.063	4.050
Doğalgaz Yakıt Gideri	\$	379,79	337,92	278,35	224,51
Fuel-oil Yakıt Gideri	\$	744,39	667,53	559,76	451,03

Bağımlı değişken yakıt maliyetini oluşturmak için hesaplanacak kuadratik yakıt fonksiyonu denkleminde veri noktalarına en uygun eğri çizilecektir. Yakıt gideriyle makine çıkış gücü arasındaki ilişki grafiği scatterplot (serpilme diyagramı) üzerinden gösterilecektir. Oluşturulacak imaj regresyon eğrisini ve denklemini içerecektir. Tablo 2.4'teki veriler ışığında istatikselsel analizler yapan yazılımlardan biri olan Minitab ile oluşturulan eğriler aşağıda verilmiştir. Tek bir bağımsız değişken ile bağımlı değişken oluşturulacağından Fitted Line Plot (Uyumlu Çizgi Grafiği) kullanılacaktır [42].

Uyumlu Çizgi Grafiği, regresyon modelini linear, kuadratik veya kübik olarak oluşturabilmektedir. Yakıt maliyeti fonksiyon denklemi için kuadratik form seçilecektir. Şekil 2.10'daki fitted line plot seçim arayüzü, tahmin edilecek bağımlı değişken ve bağımsız değişken gösterilmiştir. Güven aralığı istatistikte çok kullanılan oranlardan %95 seçilmiştir. %95 güven aralığı, seçilen 100 adet örnekten %95'inin ortalama cevabı içereceğini göstermektedir [42].



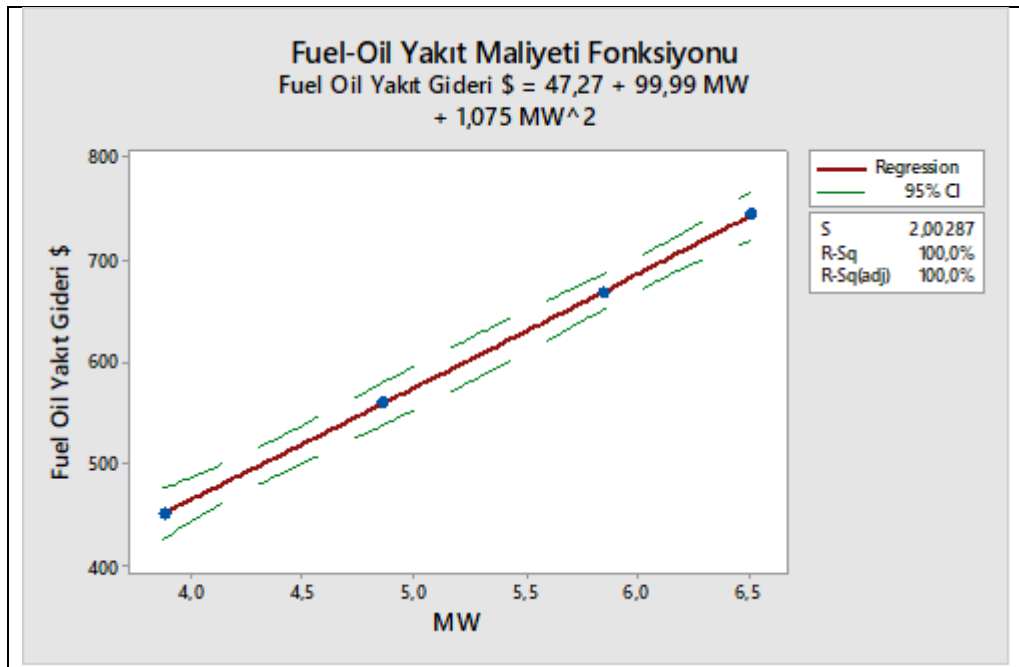
Şekil 2.10: Fitted line plot (uyumlu çizgi grafiği) seçim arayüzü.

Tablo 2.3'teki verilerle kuadratik olarak Uyumlu Çizgi Grafiği ile oluşturulmuş denklemler fuel-oil ve doğalgaz için sırasıyla 2.6 ve 2.7 olarak aşağıda verilmiştir.

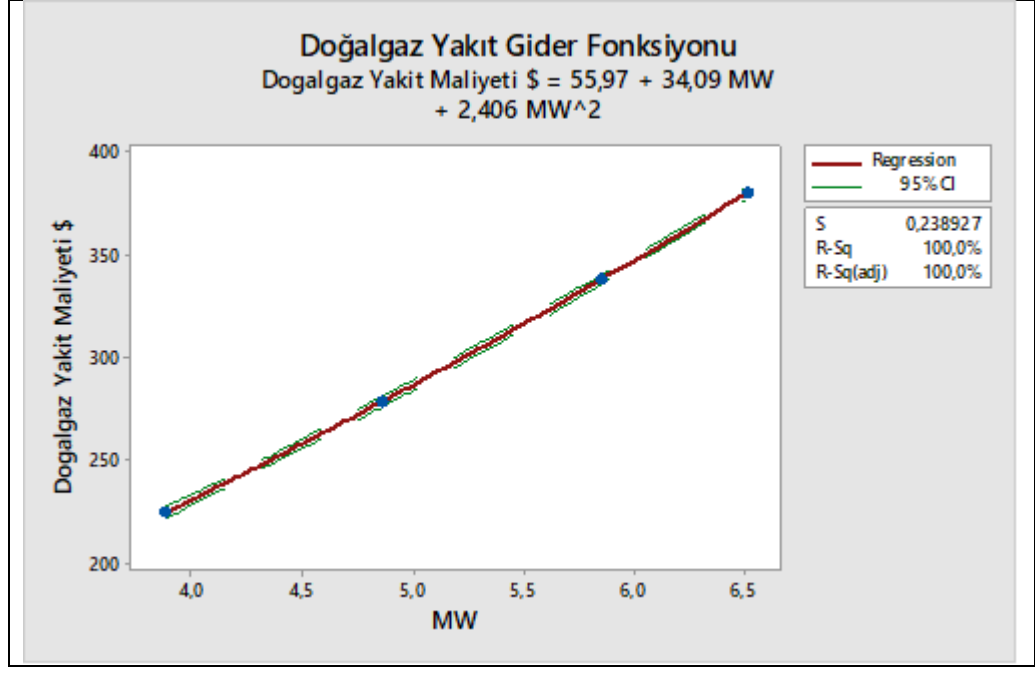
$$\text{Fuel-oil Yakıt Gideri (\$)} = 1,075 \times Pi^2 + 99,99 Pi + 47,27 \quad (2.6)$$

$$\text{Doğalgaz Yakıt Gideri (\$)} = 2,406 \times Pi^2 + 34,09 Pi + 55,97 \quad (2.7)$$

Fuel-oil için Şekil 2.11, doğalgaz için 2.12 grafiğinde yakıt gideri eğrisi gösterilmiştir. Burada y ekseninde bağımlı değişken yani yakıt gideri Amerikan doları (\$) olarak verilmiştir. Bağımsız değişken makine çıkış gücü ise MW birimiyle gösterilmiştir. Regresyon eğrisi kırmızı renkle gösterilirken, yeşil çizikli eğriler ise alt ve üst güven aralıklarını temsil etmektedir.



Şekil 2.11: Fuel-oil yakıt gideri fonksiyon eğrisi.



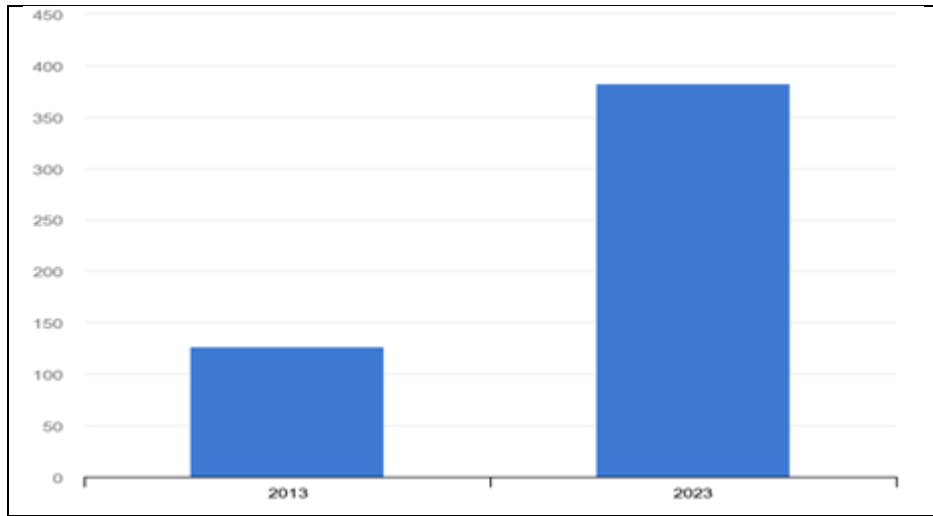
Şekil 2.12: Doğalgaz yakıt gideri fonksiyon eğrisi.

Grafiklerden görüleceğe üzere, birim MW üretimi için fuel-oil, doğalgaza göre daha pahalı olmaktadır.

3. SOLAR ENERJİ ÜRETİM MİKTARI TAHMİNİ

Yenilenebilir enerji yatırımları işletmelerin sürdürülebilirlik hedefleri ve çevreyi koruma hedefleri arasında yer almaktadır. Bu doğrultuda hedeflerini belirleyen beyaz eşya sektörü firması Arçelik 12. Sürdürülebilirlik Raporunda 2030 senesine kadar kullanılan elektriğin %100'ünü yenilenebilir enerji kaynaklarından sağlaması vardır. Bu doğrultuda ilerleyen firma 2025 yılında Türkiye'deki üretim tesislerinde karbon nötr olmayı hedeflemektedir [43]. Benzer şekilde, Zorlu Enerji de 2030 vizyonu kapsamında imzaladıkları BM Küresel İlkeler Sözleşmesi ile 2030 senesinde karbon nötr bir şirket olmayı hedeflemektedir [44].

Güneş enerjisi (Solar enerji) günümüzün en temiz yenilenebilir enerji kaynaklarından biri olarak kabul edilmektedir. Şirketler enerji maliyetlerini düşürme, çevre dostu enerji kaynaklarını kullanma ve enerji bağımsızlığını artırma gibi avantajlarıyla solar enerji yatırımlarını sıklaştırmıştır. Dünyada ve ülkemizde verilen teşviklerin katkısıyla solar enerjiyle elektrik üretiminde büyük yükseliş sağlanmıştır [45]. Türkiye'de YEKDEM (Yenilenebilir Enerji Kaynakları Destekleme Mekanizması) ve TKDK (Tarım ve Kırsal Kalkınmayı Destekleme Kurulumu) ile kurulacak tesislere teşvik desteği sağlanmaktadır. Şekil 3.1'de 2013 ve 2023 yıllarındaki solar enerji yatırımları kıyaslanmıştır. 2013 senesinde 127 Milyar dolar solar enerji yatırımı yapılırken, 2022'de bu değer 382 milyar dolara çıkmıştır [46].



Şekil 3.1: 2013 ve 2023'te solar enerji yatırımları (Milyar USD).

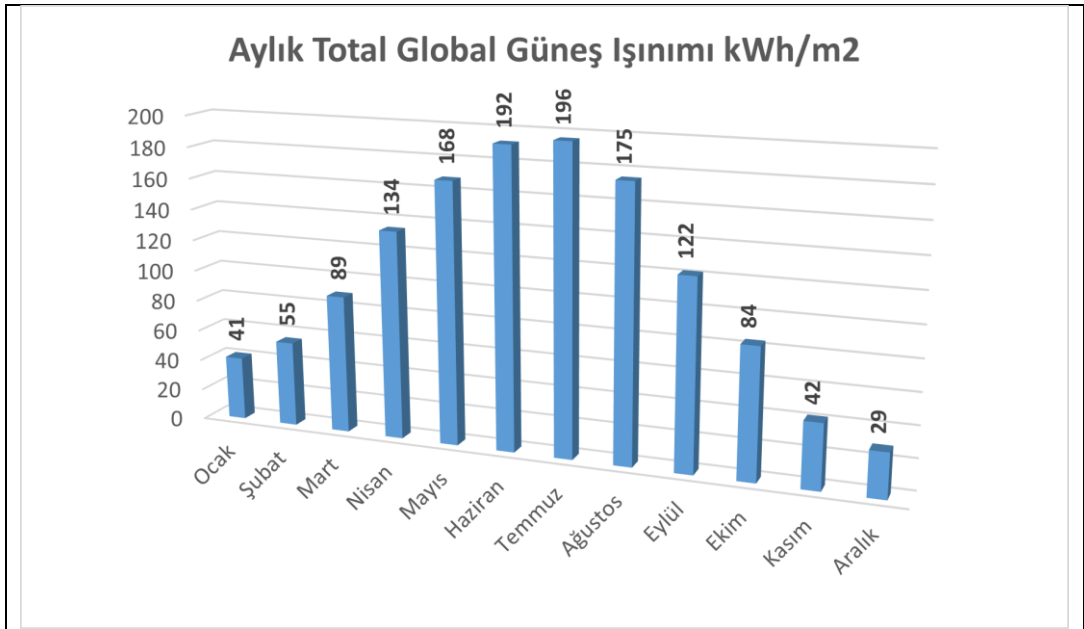
Solar panel yatırımı yapan şirketlerde maliyetlerinin büyük çoğunluğunu yatırım maliyeti olarak öder. Tablo 2.8'e göre solar enerjinin bakım ve işletme masrafları diğer enerji kaynaklarına göre düşük olmasıyla avantajlıdır. Bununla birlikte, hava koşullarına bağlı olarak solar üretim değişkenlik arz etmektedir. Güneş ışınımı, ortam sıcaklığı, nem, rüzgar hızı ve bulutluluk üretimi etkilemektedir. Bunun yanı sıra, solar enerji gün boyunca hava koşullarına bağlı olarak değişiklik gösterir. Bu durum, solar enerjinin elektrik şebekesine entegre edildiği durumlarda beklenmedik gerilim düşüşlerine neden olabilir. Solar sistemlerde üretim tahmini, elektrik şebekelerine entegrasyonu, solar üretim planlamasını ve işletilmesini dair iyileştirmeleri yönetebilmek açısından önemlidir. Güvenilir bir güç tahmini, üretilen enerjinin öngörülebilir olmasını sağlayarak enerji piyasasında enerjinin uygun fiyatlarla işletilmesine olanak sağlamaktadır [36], [45]. Dahası solar sistemle birlikte fosil yakıtla üretim yapan bir santralin olduğu durumlarda şirket karlılığı için termik ünitenin olabildiğince düşük yüklerde çalışması sağlanması gerektiğinden solar enerjinin doğru tahmin edilmesi kritiktir [47].

Güneş ışınlarının elektrik enerjisine dönüşümünde fotovoltaik (PV) paneller kullanılmaktadır. Fotovoltaik; sözcük manası olarak fotondan elektrik üretmektir. Fotovoltaik sistemleri, solar panellerinin yanı sıra batarya, invertör ve şarj kontrol cihazı gibi ana bileşenler oluşturur [48].

Güneş ışınları, atmosferdeki moleküller tarafından bir kısmının saçılması ve absorbe edilmesi sonucunda enerji kaybeder. Bu saçılan ışık, diffüz (yayılı) ışınım olarak adlandırılır. Bir kısmı yansırken bir kısmı da yeryüzüne ulaşır. Doğrudan ulaşan ışınım ise direkt (doğrudan) ışınım olarak bilinir. Güneş ışınlarının düşen kısmı yüzeyde soğrulurken bir kısmı yansır ve bir kısmı da geçer. Eğimli bir yüzey üzerinde toplam güneş ışınımı, yayılan ve yansıyan ışınların toplamıdır [49].

Güneş radyasyonu (ışınımı), kWh/m² cinsinden belirlenen solar enerjinin potansiyelini değerlendirmek için tanımlanan birim yüzeye düşen solar enerji miktarıdır. Bu veri, solar enerji sistemlerinin kapasite faktörünü, enerji üretimi ve performansını tahmin etme açısından önemlidir. Coğrafi özelliklere göre değişkenlik arz eden güneş ışınımı özellikle tasarım ve fizibilite aşamasında önem kazanmaktadır [50]. Enerji Bakanlığı tarafından hazırlanan Türkiye Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlasına (GEPA) göre, ortalama yıllık toplam güneşlenme süresi 2.741 saat olup ortalama yıllık toplam ışınım değeri 1.527,46 kWh/m² olarak hesaplanmıştır [51].

Bu bölümde 840 kW'lık kurulu gücü bir güneş enerji santraline (GES) sahip olan bir beyaz eşya fabrikasının saatlik olarak toplanan 2023 Ocak-Haziran arası 6 aylık veri doğrultusunda makine öğrenmesi metotlarıyla elektrik üretim tahmini yapılacaktır. Elektrik üretimini etkileyen bağımsız değişkenler güneş radyasyonu, rüzgar hızı, ortam sıcaklığı ve panelin sıcaklığı olacaktır. İşletmede bulunan solar sistemin kurulum bilgileri PVsyst programından elde edilmiştir. PVsyst, solar enerji sistemlerinin tasarımı ve performans analizi için kullanılan bir yazılımdır. 3000 adet PV modülü 310 Watt'lık kurulu gücündedir, 20 kW'lık 42 adet inverterler ile 840 kW'lık kurulu güç olmaktadır. Kurulumu yapılmış bölgenin yıllık 1.327 kWh/m² olan global güneş ışınımının aylık dağılımı Şekil 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.2: Panellerin kurulu olduğu bölgenin PVsyst üzerinden elde edilen aylık toplam global ışınım değerleri (kWh/m²).

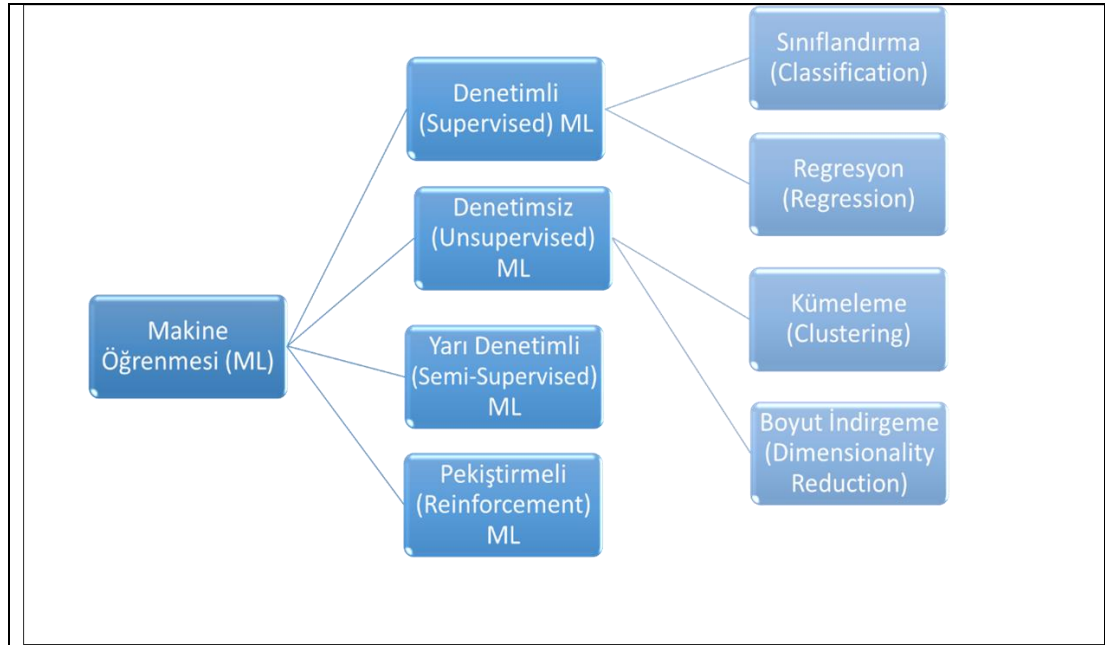
Güneş enerji santrallerinde (GES) maksimum güç elde edilebilmek için fotovoltaik panel yerleşimleri önem kazanmaktadır. PVsyst yazılımı fotovoltaik (PV) sistemlerin eğim (Tilt, PV panelinin yatay düzlemden olan eğim açısını ifade eder. Bu parametre, PV panelinin yüzeyinin güneş ışınlarına ne kadar dik bir açıyla yerleştirildiğini belirler [52]. Azimuth, PV panelinin kuzeyden saat yönünde olan açısını ifade eder. Yani, panelin doğru güneş yönüne bakabilmesi için hangi yöne doğru konumlandırılacağını belirler. Azimuth açısı, genellikle derece cinsinden ifade edilir ve 0 derece genellikle güneye, 90 derece doğuya, 180 derece kuzeye ve 270

derece batıya karşılık gelir [52]. Simulasyon parametreleri ve kurulum tilt 0°, azimuth ise 32° olacak şekilde tamamlanmıştır.

3.1. Makine Öğrenmesi Metodolojisi

Makine öğrenmesi, bilgisayar sistemlerinin veri tabanlı deneyim ve örüntülerle otomatik olarak öğrenmesini sağlayan bir yapay zeka dalıdır [53]. Makine öğrenmesi algoritmaları, belirli bir görevi gerçekleştirebilmek veya bir probleme çözüm üretebilmek için veriye dayalı olarak model oluşturur ve bu modeli kullanarak tahminler yapar, desenleri tanır veya kararlar verir. Makine öğrenmesi, gerçek dünya problemlerinde geniş bir uygulama alanına sahiptir. Örnek olarak, görüntü ve ses tanıma, doğal dil işleme, tahmin ve sınıflandırma gibi birçok alanda kullanılır [54].

Makine öğrenme modelleri genellikle denetimli ve denetimsiz olmak üzere iki ana kategoriye ayrılırken, destekleyici (yarı denetimli) ve pekiştirmeli adı altında iki kategori daha bulunmaktadır. Şekilde 3.3'te Makine Öğrenmesi (Machine Learning – ML) türleri özetlenmiştir:



Şekil 3.3: Makine öğrenmesi türleri.

Denetimli öğrenme (Supervised Learning), etiketli (labelled) veri kullanarak bir modelin öğrenmesini ve tahminler yapmasını sağlayan bir makine öğrenme

yöntemidir. Bu yöntemde, girdi (input) verileri ile hedef (target) çıktıları arasındaki ilişkiyi modellemek için algoritma eğitilir. Eğitim veri seti, girdi ve hedef çıktılarının birlikte olduğu veri noktalarını içerir. Denetimli öğrenme, sınıflandırma (classification) ve regresyon (regression) gibi farklı problem türlerini ele alabilir. Temel amaç sonuçları bilinen veri setinden yapılan sınıflandırmadan hareketle sonuçları bilinmeyen veri setine dair etkili tahminler yapabilmektir. Örnek denetimli öğrenme algoritmaları arasında lineer regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları (DT), destek vektör makineleri (DVM) ve yapay sinir ağları (YSA) yer almaktadır [55].

Denetimsiz öğrenme (Unsupervised Learning), etiketlenmemiş (unlabelled) veri kullanarak yapıları ve desenleri keşfetmek için kullanılan bir makine öğrenme yöntemidir. Bu yöntemde, veri seti içindeki girişler arasındaki doğal ilişkileri keşfetmek ve veri setini anlamlı gruplara ayırmak amaçlanır. Denetimsiz öğrenme, çıktı etiketlerine ihtiyaç duymadan veri setindeki yapıyı çıkarmayı hedefler. Denetimsiz öğrenme algoritmaları, veri içindeki gizli yapıları keşfetme, benzer veri noktalarını gruplama (kümeleme), boyut azaltma gibi işlemleri gerçekleştirir. Örnek denetimsiz öğrenme algoritmaları arasında kümeleme (clustering), boyut azaltma (dimensionality reduction) ve asosyasyon kuralları (association rules) analizi yer almaktadır [56].

Destekleyici (Yarı Denetimli) öğrenme (Semi-Supervised Learning), hem etiketli hem de etiketlenmemiş verilerin birlikte kullanıldığı bir makine öğrenme yöntemidir. Bu yöntemde, sınırlı sayıda etiketli veri ve daha fazla etiketlenmemiş veri bulunur. Etiketli veriler, modelin eğitimi ve performans değerlendirmesi için kullanılırken, etiketlenmemiş veriler, modelin daha fazla bilgi öğrenmesine yardımcı olmak için kullanılır. Destekleyici öğrenme, etiketlenmemiş verilerin kullanılmasıyla denetimli öğrenmenin genel performansını artırabilir [57].

Pekiştirmeli makine öğrenmesi (Reinforcement Learning), bir ajanın belirli bir çevre içinde deneyimler ve geribildirimler aracılığıyla öğrenme sürecini gerçekleştiren bir makine öğrenme dalıdır. Bu süreçte, ajan çevreyle etkileşim halindedir ve belirli bir hedefi gerçekleştirmek için doğru eylemleri öğrenmeye çalışır. Pekiştirmeli makine öğrenme, deneme-yanılma yöntemini kullanır. Ajan, çevrede bir durumla karşılaşır, bir eylem seçer, çevreyle etkileşime geçer, bir ödül veya ceza alır ve bu geribildirimlere dayanarak gelecekte daha iyi eylemler seçmeyi öğrenir. Ajan, çevreden gelen geribildirimlere dayanarak bir politika geliştirir ve hedefe yönelik en

fazla ödülü elde etmek için bu politikayı optimize etmektedir [58]. Video oyunları evreni son yıllarda pekiştirmeli öğrenmenin en çok uygulandığı bölüm olmuştur [57].

Tezdeki solar üretim uygulamasında denetimli makine öğrenmesi metodu çalışılacaktır. Denetimli makine öğrenmesinde regresyon algoritmaları incelenecektir.

3.1.1. Doğrusal Regresyon

Doğrusal regresyon (DR), bağımlı değişken y 'nin (tahmin edilmek istenen değişken) bağımsız değişken veya değişken x 'lerle ilişkisini ifade eden bir doğru denklemini bulmaya çalışır. Denklem (2.2)'de ifade edildiği üzere aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \quad (2.2)$$

Denklemde, β_0 ve β_1 regresyon katsayıları olarak tanımlanırlar. β_0 kesme noktasıdır ve $x=0$ olduğunda y 'nin alacağı değerdir. β_1 denklemin eğimini ve bağımsız değişken x 'in her birim artışında y 'nin artış miktarını gösterir [59].

β_0 ve β_1 regresyon katsayıları bilinmemektedir ve örnek datalar doğrultusunda hesaplanacaktır. Doğrusal regresyon genellikle en küçük kareler yöntemi kullanılarak hesaplanmaktadır. Bu yöntem, gözlemlenen veriler ile doğru denklemini arasındaki farkların karelerinin toplamını minimize etmeye çalışır. Doğru denklemini belirlemek için regresyon katsayıları, yani doğrunun eğimi ve yatay kesimi hesaplanır. Hata kareler toplamı dış bükey bir fonksiyondur. Minimum yapmak için hata kareler toplamının türevi alınır. Denklem (3.1) ve (3.2)'de β_0 ve β_1 regresyon katsayıları verilmiştir [59], [60].

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.1)$$

$$\beta_0 = (\bar{y} - \beta_1 \bar{x}) \quad (3.2)$$

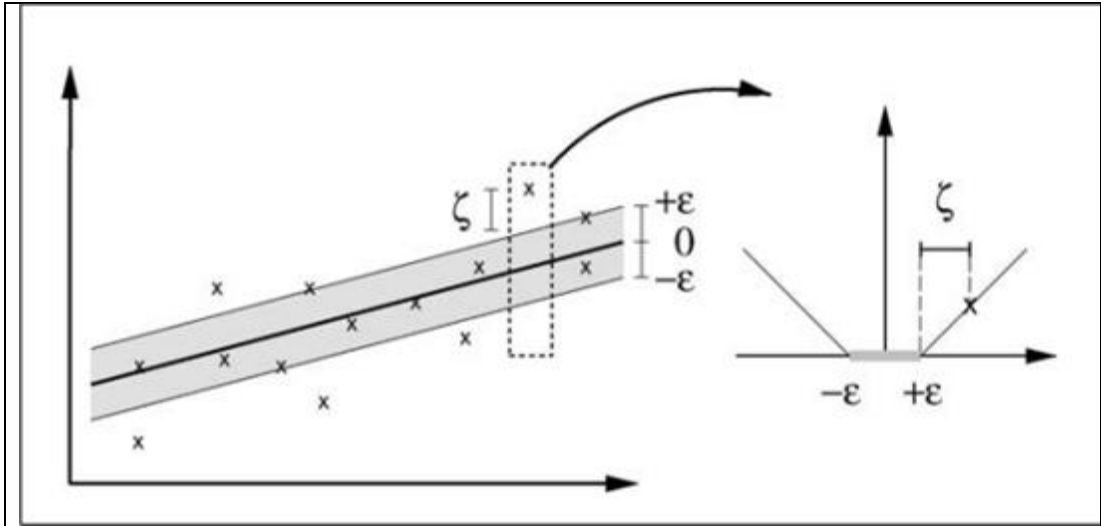
(3.1) ve (3.2) denkleminde \bar{x} ve \bar{y} sırasıyla denklem (3.3) ve (3.4)'te verilmiştir:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.3)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (3.4)$$

3.1.2. Destek Vektör Regresyonu

Destek Vektör Regresyonu DVR (Support Vector Regression - SVR) veri noktalarını birbirinden en uygun biçimde binary olarak ayırmak için kullanılan bir sınıflandırma modelidir. 2 boyutlu düzlemde doğrusal olarak ayrılamayan veriler farklı bir hiperdüzlemde doğrusal ayrılabilir duruma gelir. DVR, Kernel (çekirdek) fonksiyonlarıyla N-boyutlu bir hiperdüzlem oluşturur ve veri noktalarını en uygun şekilde ayırmaya çalışır. Kullanılan Kernel linear, polinomik veya radyal olabilir [47]. DVR, veri noktalarını bir hiperdüzlemle en iyi şekilde uyumlandırmaya çalışırken, aynı zamanda hiperdüzleme olan uzaklık (hata toleransı) sınırlarını Şekil 3.4'teki gibi $+\epsilon$ ve $-\epsilon$ olarak belirler. $+\epsilon$ ve $-\epsilon$ arasında olan mesafeye marjın denir. Bu hata toleransı, DVR'nin esneklik derecesini ve aykırı değerlere karşı direncini kontrol etmesini sağlar [61].



Şekil 3.4: Linear DVR'de hata sınırları ve marjın ayarını.

DVR aşağıdaki optimizasyon problemini çözmeye çalışmaktadır. Formüller (3.5) ve (3.6)'da verilmiştir [47].

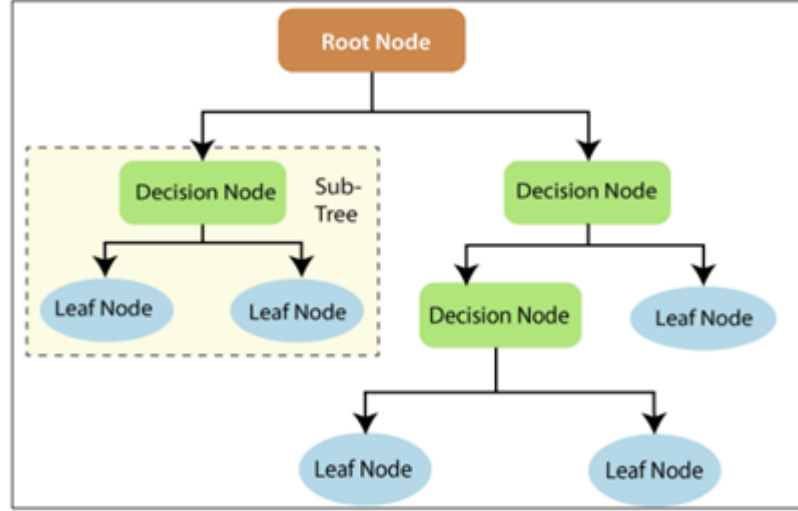
$$\min_{w,b,\xi} \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (3.5)$$

$$\text{kısıt } y_i - W^T \phi(x_i) + b \geq 1 - \xi_i \quad (3.6)$$

Burada (x_i, y_i) ($i = 1, \dots, l$ olmak üzere) data çiftleridir. W ağırlık vektörüdür ve sınıfları ayıran hiperdüzlemi belirlemek için kullanılır. b , bias (sabit terimi) ifade eder ve sınıflandırma kararını etkiler. C parametresi hata toleransını kontrol eden hiperparametredir. C ne kadar büyükse, modelin eğitim örneklerine olan uyumu o kadar yüksek olur ve dolayısıyla hata potansiyeli artar. ϕ Fonksiyonu özellik fonksiyonunu baz fonksiyonuna dönüştüren işlevdir. Hedef, W ve b parametrelerini optimize etmek ve hataları (ξ) minimize etmektir. İfadelerin kısıtlamaları, sınıflar arasında bir ayırma düzlemi oluşturmayı sağlar. Bu kısıtlama, her bir eğitim örneği için doğru sınıfta yer almasını gerektirirken, bazı hatalara (ξ) izin verir [47], [61].

3.1.3. Karar Ağacı Regresyonu

Karar ağaçları, veri kümesini özelliklerine göre bölerek ve her bir bölümdeki verilerin ortalamasını tahmin ederek çalışan ve hem regresyon hem de sınıflandırma probleminde kullanılabilen bir modeldir. Karar Ağacı Regresyonunun KAR, ağaç yapısında 3 farklı düğüm tipi kullanılır. Kök düğüm, karar düğümleri ve yaprak düğümü. Kök düğümü (Root node), tüm örneği temsil eden ve daha fazla düğüme bölünebilen ilk düğümdür. Karar düğümleri (Decision node), veri kümesinin özelliklerini test eden iç düğümlerdir ve verileri kurallar doğrultusunda alt dallara ayırır. Her düğüm, bir eşik değeriyle birlikte bir özellik üzerinde bir karar kuralı içerir. Son olarak yaprak düğümleri (Leaf node), tahmin edilen çıktı değerlerini içerir [62]. Şekil 3.5'te Karar ağaçlarının yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.5: Karar ağacı modelinin yapısı.

Karar ağaçları, bilgi kazancını (information gain) maksimize etmek için bulunulan durumun entropi (rastgelelik derecesi) değerini azaltan seçimler yaparak ilerler. Her bir soruda (düğüm) hata fonksiyonunu hesaplayarak en düşük hataya sahip olan soruyu veya durumu seçer [63]. Entropi, bir veri kümesinin homojenlik veya düzensizlik ölçüsünü ifade eder. Bir veri kümesinin entropisi, içerdiği farklı sınıfların dağılımına bağlıdır. Daha homojen bir veri kümesi daha düşük entropiye sahiptir, yani daha az belirsizlik içerir. Entropi 0 ile 1 arasındadır ve daha iyi sonuç için değerin 0'a yaklaşması gerekir. Denklem (3.6)'ya göre hesaplanır [64]:

$$E = \sum P_i \log_2 P_i \quad (3.6)$$

Burada E entropiyi, P_i ise i . sınıfın veri kümesindeki olasılığını göstermektedir.

Bilgi kazancı ise, bir veri kümesinin belirli bir özelliğe göre bölündüğünde elde edilen entropi azalışını ifade eder. Entropinin tersi olarak, bir özelliğin bilgi kazancı ne kadar yüksekse, o özelliğin veri kümesini daha iyi bölebildiği ve daha fazla bilgi sağladığı anlamına gelmektedir. (3.7) denklemi ile bulunur [64]:

$$Gain(D, A) = E(D) - \sum \frac{|D_v|}{|D|} \times E(D_v) \quad (3.7)$$

Burada Gain (D,A) bilgi kazancını, E(D) veri kümesinin başlangıçtaki entropisini ifade eder. D başlangıçtaki veri kümesindeki toplam örneğin sayısını

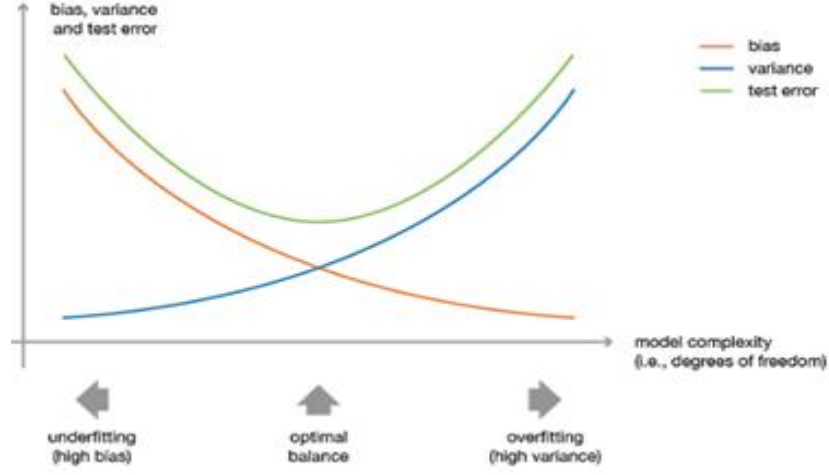
belirtir. Dv belirli bir özellik değerine (v) sahip örneklerin sayısını, $E(Dv)$ ise özelliğin belirli bir değere sahip olan alt veri kümesinin entropisini ifade eder [64].

KAR, basit anlaşılabilirliği, yüksek tahmin performansı ve özelliklerin önem derecesini değerlendirme yeteneği gibi avantajlara sahiptir. Kolay grafik yapılarını kullanarak değişkenler arasındaki bağlantıyı göstermektedir. Bu özelliğiyle diğer denetimli makine öğrenmesi yöntemi olan Yapay Sinir Ağlarından (YSA) avantajlıdır. Zira YSA kompleks ağ yapısına sahiptir ve çıktılarının grafiğe yansıtılamamaktadır [45]. Ancak, Karar Ağaç Regresyonunun, aşırı uydurma (overfitting) eğilimi ve veri kümesindeki gürültüye duyarlılık gibi bazı dezavantajları da bulunmaktadır [62].

3.1.4. Topluluk Regresyonu

Topluluk Regresyonu (TR), birden fazla regresyon modelini bir araya getirerek daha güçlü ve genelleyici bir tahmin modeli oluşturmayı amaçlamaktadır. Burada ana hipotez zayıf modeller olarak adlandırılan modellerin doğru şekilde kombinlenerek daha tutarlı bir model elde etmektir [65].

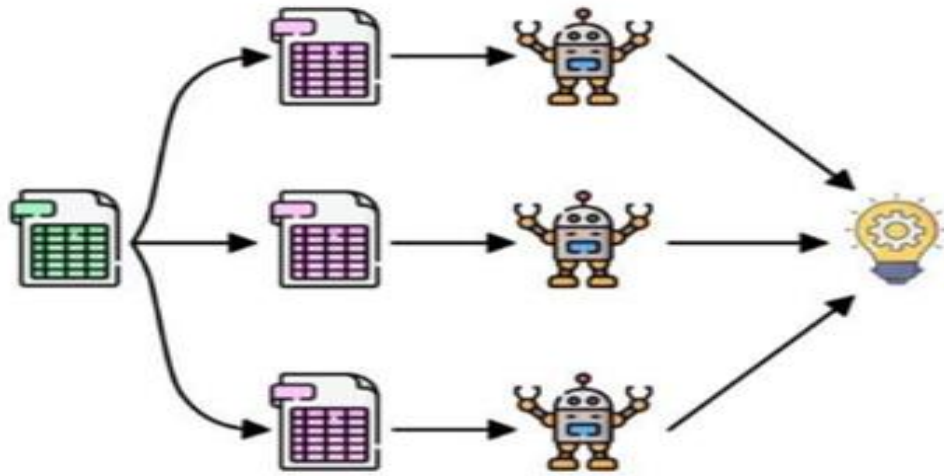
Topluluk regresyon modelleri, farklı modellerin birleştirilmesiyle düşük bias (sapma) ve düşük varyans elde etmeyi hedeflemektedir. Bias (sapma), modelin tahminlerinin gerçek değerlerden ne kadar sapma gösterdiğini ifade eder. Daha düşük bir bias, modelin gerçek çıktıya daha yakın tahminler yapma eğiliminde olduğunu gösterir. Varyans, modelin eğitim veri setine aşırı uyum sağlamasından kaynaklanan hata miktarını ifade eder. Eğer bir modelin varyans değeri yüksekse, model kompleks veya esnek bir yapıya sahip olduğu için veri setindeki gürültüye veya rastgeleliğe daha fazla tepki verecektir. Şekil 3.6'da modelin karmaşıklığı yani serbestlik derecesine (degrees of freedom) göre sapma ve varyansın değişimi gösterilmektedir. Burada amaç, daha iyi performans elde eden güçlü bir topluluk modeli oluşturmak için zayıf modellerin sapma ve/veya varyanslarını azaltarak optimum noktayı bulmaya çalışmaktır [66].



Şekil 3.6: Model karmaşıklığında sapma ve varyans değişimleri.

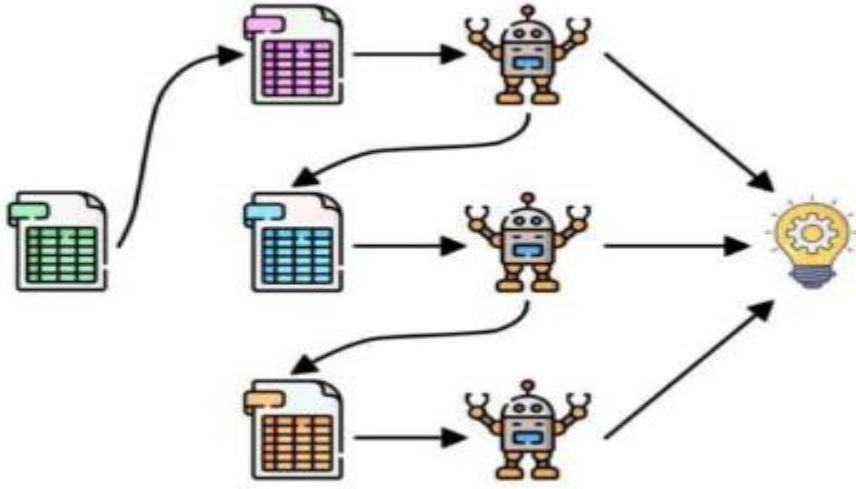
Topluluk regresyonu, genellikle bagging (torbalama) ve boosting (yükseltme) gibi teknikler kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

Bagging yöntemi, 1996 yılında Breiman tarafından geliştirilmiştir. Veri kümesini rastgele örneklerle (bootstrap örnekleme – önyükleme toplaması) alt veri kümelerine böler. Alt örneklem sayısı orijinal veri setindeki sayı ile aynıdır. Her alt veri kümesi üzerinde Şekil 3.7’de görüldüğü gibi bağımsız olarak çalışan ayrı regresyon modelleri eğitilir. Sonuçta, her modelin tahminleri birleştirilerek ortalaması alınır veya ağırlıklı olarak birleştirilir. Bu şekilde, daha istikrarlı ve düşük varyanslı bir tahmin elde edilmektedir. En çok kullanılan torbalama algoritmaları Bagging Tree Regression ve Random Forest’tır [65], [67], [68].



Şekil 3.7: Bagging torbalama yöntemi model akış şeması.

Boosting yöntemi, zayıf regresyon modellerini birleştirerek güçlü bir tahmin modeli oluşturmaktadır. Burada ana amaç, veri setine farklı ağırlıklar verilerek elde edilen ağaç topluluğundan çıkarımlar elde etmektir. Boosting, her bir modelin hatalarını düzelterek bir sonraki modeli eğiterek Şekil 3.8’de görüleceği gibi bir önceki öğrenciye göre daha az hata olmasını sağlar. Daha fazla vurgu yapılan hatalı örnekler üzerinde yeni modeller eğitilir ve tahminler birleştirilir. Bu şekilde, ağaçlar zor durumlar karşısında dahi kendini düzenleyebilme kabiliyeti elde etmektedir [65], [67], [68], [69].



Şekil 3.8: Boosting yükseltme yöntemi model akış şeması.

Topluluk Regresyonları, yüksek tahmin performansı ve farklı tip veri setlerine ve değişen koşullara kolayca uyarlanabilmesiyle avantaj sağlamaktadır. Birden fazla modelin bir araya gelmesiyle oluşturduğu karmaşıklık ve bellek gereksinimini arttırması dezavantajları arasındadır [70].

3.1.5. Gauss Süreç Regresyonu

Gauss süreç regresyonu (GSR), veri noktaları arasındaki ilişkiyi yakalamak için bir olasılık dağılımı kullanan istatistiksel modelleme ve tahminleme için kullanılan esnek ve güçlü bir araçtır. Her bir veri noktası, bir nokta bulutunda alınan bir örnekleme olarak düşünülmektedir. Bu dağılım, veri noktaları arasındaki ilişkiyi modellemek için

bir kovaryans matrisi kullanmaktadır. Kovaryans matrisi, veri noktaları arasındaki benzerlikleri ve uzaklıkları ifade eder [71].

Bir giriş çıkış dizisi $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots (x_n, y_n)$ verildiğinde; dataların olasılık dağılımını Denklem (3.8)'deki gibi olur:

$$p(y|X, \theta) = N(y|0, K + \sigma^{2n}) \quad (3.8)$$

Burada X veri noktalarının matrisidir. θ Hiperparametrelerin bir vektörüdür. K veri noktaları arasındaki benzerlikleri ve uzaklıkları ifade eden bir kovaryans matrisidir. σ^{2n} ise gözlem hatalarının varyansını ifade etmektedir [72].

GSR'in hedefi aşağıda (3.9) denkleminde verilen y 'nin x üzerindeki dağılımını gösteren fonksiyonu bulmaktır:

$$p(f|X, y, \theta) = N(f|m(x), K) \quad (3.9)$$

Bu denklemde X verilen veri noktalarını, gözlenen çıktılar y 'yi temsil eder. f 'nin normal dağılımında $m(x)$ ortalama değer, K kovaryans matrisidir. Değişik ortalama ve kovaryans seçimiyle, farklı çeşitte verisetleri modellenebilmektedir. GSR'deki en kritik süreçlerden biri K kovaryans fonksiyonunu seçmektir [72]. Tez çalışmasında ekspanansiyel ve kuadratik tipte kovaryans fonksiyonları çalıştırılacaktır.

Gauss Süreç Regresyonu, doğrusal olmayan ilişkilere sahip verileri dahi modelleyebilme esnekliği, belirsizlik tahminlerini vermesi ve az miktarda veriyle dahi iyi tahminler yapmasıyla avantajlı olmaktadır. Bununla birlikte, Kovaryans matrisini hesaplamak ve büyük verilerle çalışmak zaman alıcıdır [73].

3.2. Performans Değerlendirme Metrikleri

Bir makine öğrenme modelinin ne kadar iyi çalıştığını ölçmek ve diğer makine öğrenmesi yöntemleriyle sayısal performansını kıyaslamak adına bir takım değerlendirme kriterleri bulunmaktadır. Çalışmada, Determinasyon katsayısı (R^2), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Ortalama Karekök Sapması (RMSE) ve Ortalama Hata Karesi (MSE) ile değerlendirmeler yapılacaktır.

Determinasyon katsayısı (Coefficient of Determination), R^2 olarak da bilinir, bir regresyon modelinin veriye ne kadar iyi uyduğunu ölçen bir istatistiksel ölçüdür. R^2 değeri, gerçek veri noktalarının model tarafından açıklanan varyasyonun yüzdesini ifade etmektedir. Yani, bir regresyon modelinin açıkladığı toplam varyasyonun yüzdesini gösterir [74].

R^2 değeri, 0 ile 1 arasında bir değer alır. 1'e yakın bir R^2 değeri, modelin veriye çok iyi uyduğunu ve açıklama gücünün yüksek olduğunu gösterirken, 0'a yakın bir değer ise modelin veriyi açıklamada başarısız olduğunu ifade eder [74].

Determinasyon katsayısı; 1 değerinden, regresyonun açıkladığı varyasyon toplamının SSR (gerçek değerlerle model tarafından tahmin edilen değerler arasındaki kare farkların toplamı), toplam varyasyona SST (gerçek değerlerin ortalamasından sapmaların kare farklarının toplamı) oranının çıkarılmasıdır [74]. Denklem (3.10) gibi hesaplanır:

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{\sum (y - \bar{y})^2} \quad (3.10)$$

Burada y_i , regresyon modeli tarafından tahmin edilen değerlerin vektörü, y gerçek değerleri gösterirken, \bar{y} ise gerçek değerlerin ortalamasını göstermektedir.

Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) MAE, bir regresyon modelinin tahminlerinin gerçek değerlerden ne kadar uzak olduğunu ölçen bir performans metriğidir. Bir veri noktası için gerçek değerle tahmin edilen değer arasındaki mutlak farkın ortalamasını hesaplamaktadır. Bu sayede, modelin tahminlerinin gerçek değerlerden ortalama ne kadar uzak olduğunu ölçer. Denklem (3.11)'de formülü verilmiştir [75]:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y) \quad (3.11)$$

Burada y_i , regresyon modeli tarafından tahmin edilen değerlerin vektörünü, y gerçek değerleri gösterirken, n veri noktalarının sayısını göstermektedir.

Ortalama Hata Karesi (Mean Squared Error) MSE ve Karekök Ortalama Sapma (Root Mean Square Error) RMSE sırasıyla her bir veri noktası için gerçek değerle tahmin edilen değer arasındaki farkın karesinin ortalamasını ve onun karekökünü

hesaplamaktadır. Bu sayede, modelin tahminlerinin gerçek değerlerden ne kadar uzak olduğunu ölçerler. RMSE, MSE'den farklı olarak ölçüm birimine dönüştürülerek yorumlanabilmektedir. Denklem (3.12) ve (3.13)'e göre hesaplanırlar [75].

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y)^2 \quad (3.12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y)^2} \quad (3.13)$$

3.3. Veri Tanıtımı

Ocak-Haziran 2023 ayları arasında saatlik olarak veri toplanmıştır. Hedef değişken solar üretim miktarıdır (kWh). Bu doğrultuda 4 adet input bağımsız değişken izlenmiştir. Toplanan verilerin temizliği yapılmış, mükerrer veya bozuk olan veriler düzeltilmiştir. Sonuç olarak input data olarak [3775x4] matrisi oluşmuştur. Solar elektrik üretimini etkileyen bu değişkenler:

- Güneş ışınımı (W/m²),
- Rüzgar hızı (m/s)
- Dış ortam sıcaklığı (°C)
- PV panel sıcaklığıdır. (°C)

Verilerden oluşturulan basit istatistiki veriseti Tablo 3.1'de verilmiştir:

Tablo 3.1: Solar üretim tahmini için oluşturulan veri setine ait istatistiksel özellikler.

Değişken	Güneş Işınımı (W/m ²)	Rüzgar Hızı (m/s)	Dış Ortam Sıcaklığı (°C)	PV Panel Sıcaklığı (°C)	Üretilen Enerji kWh
Min.	0	0,5	-3,4	-6,9	0
Maks.	1159,8	8,1	34,9	63,7	831,8
Ort.	148,9	2,9	9,4	11,6	145,6

Üretilecek solar enerjinin tahmini için denetimli makine öğrenmesi metotlarından doğrusal regresyon (DR), Destek Vektör Regresyonu (DVR), Karar Ağacı Regresyonu (KAR), Gauss Süreç Regresyonu (GSR) ve Topluluk Regresyonu (TR) gibi literatürde sıkça kullanılan yöntemler denenecektir.

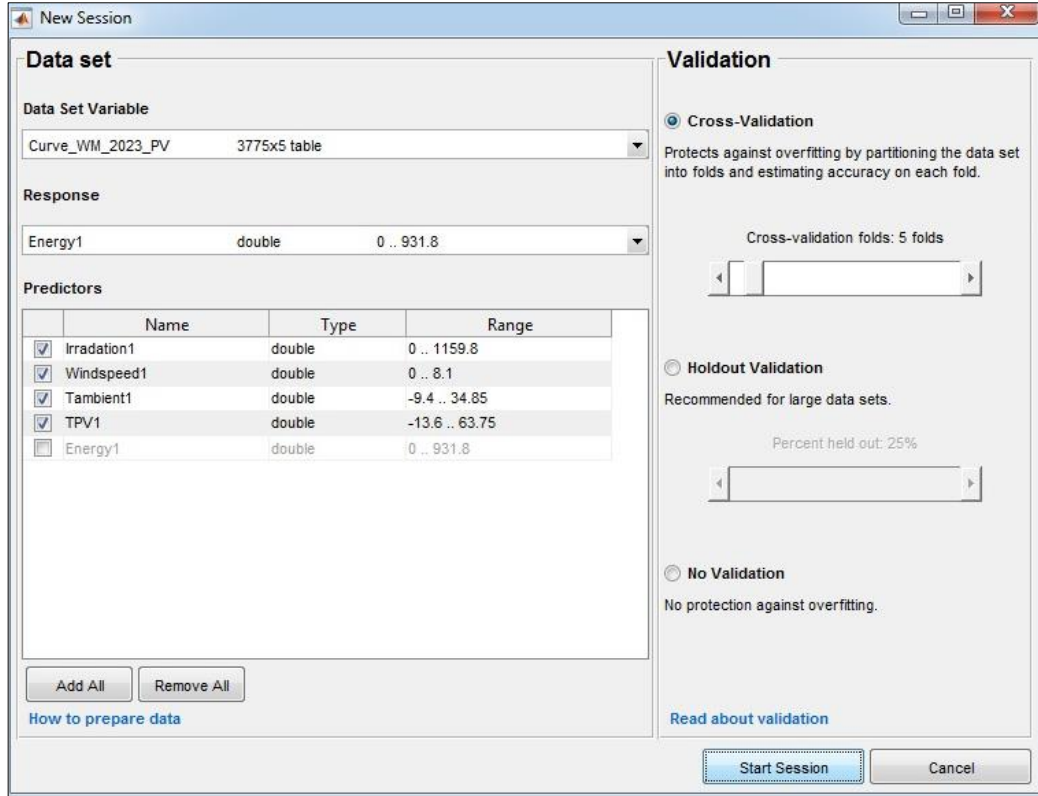
3.4. Analiz

3.3 bölümünde verilen verisetinin makine öğrenmesi metotlarıyla analizi için sayısal hesaplama yazılımı MATLAB'in istatistiksel regresyon öğrenme aracı olan "Regression learner" kullanılacaktır. Doğrusal regresyon (DR), Destek Vektör Regresyonu (DVR), Karar Ağacı Regresyonu (KAR), Gauss Süreç Regresyonu (GSR) ve Topluluk Regresyonu (TR) metotlarının tahmin performansı R^2 , MAE ve RMSE metriklerine göre değerlendirilecek ve en uygun modelle ilerlenecektir.

Veri seti MATLAB Regression Learner uygulamasına [3775x5] matrisiyle tanıtıldıktan sonra validasyon türü seçilecektir. Validasyon, modelin eğitim verisini aşırı uyum (overfitting) yapmaması ve yeni veriler üzerinde iyi performans göstermesi için test etme sürecidir. Validasyonun temel amacı, modelin gerçek dünya verilerine nasıl tepki vereceğini tahmin etmektir. Genelde k-fold (k-katlı) çapraz doğrulama ve holdout (ayrı tutma) tipleri kullanılmaktadır [65]. Çalışmada k-fold cross-validation (k-katlı çapraz doğrulama) seçeneğiyle ilerlenmiştir.

K-katlı çapraz doğrulamada, veri kümesi, k adet eşit parçaya bölünür ve her bir parça sırasıyla test verisi olarak kullanılırken, geri kalan k-1 parça ise eğitim verisi olarak kullanılır. Bu işlem, her bir parçanın test verisi olarak kullanıldığı k farklı iterasyon boyunca tekrarlanmaktadır. Yaygın olarak k değeri 5 veya 10 seçilir [65], problemimizde 5 seçilmiştir.

Şekil 3.9'da MATLAB Regression Learner uygulamasına tanıtılan veri seti ve doğrulama (validation) tipinin seçildiği ekran arayüzü görülmektedir.



Şekil 3.9: Veri seti ve doğrulama seçimlerinin MATLAB’te tanımlanması.

Doğrusal regresyon (DR), Destek Vektör Regresyonu (DVR), Karar Ağacı Regresyonu (KAR), Gauss Süreç Regresyonu (GSR) ve Topluluk Regresyonu (TR) modellerinin solar enerji üretimi tahminindeki performansları ve elde edilen metrik sonuçlar Tablo 3.2’de verilmiştir. Destek Vektör Regresyonunda (DVR); kernel fonksiyonu lineer, kuadratik ve kübik olarak çalıştırılmıştır. Gauss Proses Regresyonunda (GPR); kovaryans fonksiyonunun kuadratik ve eksponansiyel tipleriyle çalışılmıştır. Topluluk Regresyonunda (TR) ise Bagging (torbalama) ve Boosting (yükseltme) teknikleriyle tahmin tamamlanmıştır.

Tablo 3.2: Solar üretim miktarı tahmininde elde edilen performans metrikleri.

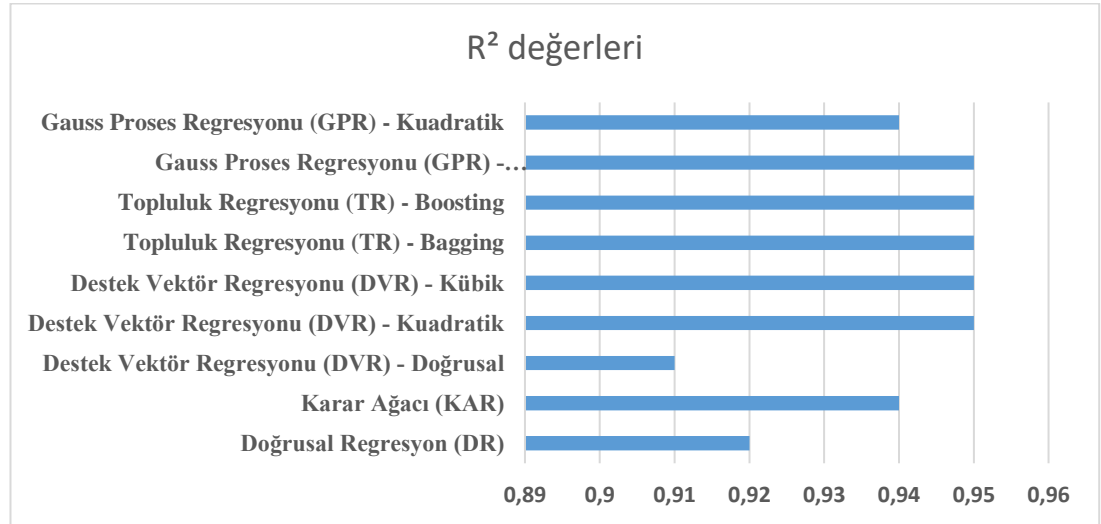
Yöntem	Performans Metriği		
	R2	RMSE	MAE
Doğrusal Regresyon (DR)	0,92	63,30	41,17
Karar Ağacı (KAR)	0,94	55,94	25,37
Destek Vektör Regresyonu (DVR) - Doğrusal	0,91	66,39	36,43
Destek Vektör Regresyonu (DVR) - Kuadratik	0,95	51,60	28,16

Tablo'nun devamı

Destek Vektör Regresyonu (DVR) - Kübik	0,95	48,63	25,20
Topluluk Regresyonu (TR) - Bagging	0,95	52,28	25,12
Topluluk Regresyonu (TR) - Boosting	0,95	50,75	24,43
Gauss Proses Regresyonu (GSR) - Ekspansiyel	0,95	49,49	22,02
Gauss Proses Regresyonu (GSR) - Kuadratik	0,94	56,71	25,61

Tablo 3.2'deki performans metrikleri incelendiğinde Destek Vektör Regresyonu (DVR)- Kübik ve Gauss Süreç Regresyonu (GSR) – Ekspansiyel tekniğin 0,95 R^2 determinasyon katsayısına ve diğer yöntemlere nazaran daha düşük RMSE ve MAE hata oranına sahip olduğu görülmektedir.

Şekil 3.10'da daha iyi izlenebilmesi amacıyla R^2 grafiği verilmiştir. Topluluk Regresyonu (TR) metotları da 0,95 R^2 değerine sahiptir. Bununla birlikte, Doğrusal Regresyon (DR), DVR – doğrusal ve Karar Ağacı (KAR) yöntemlerinin de 0,90'dan yüksek R^2 katsayısına sahip olsa da 0,95 değerine sahip yöntemlerin gerisinde kaldığı söylenebilir.

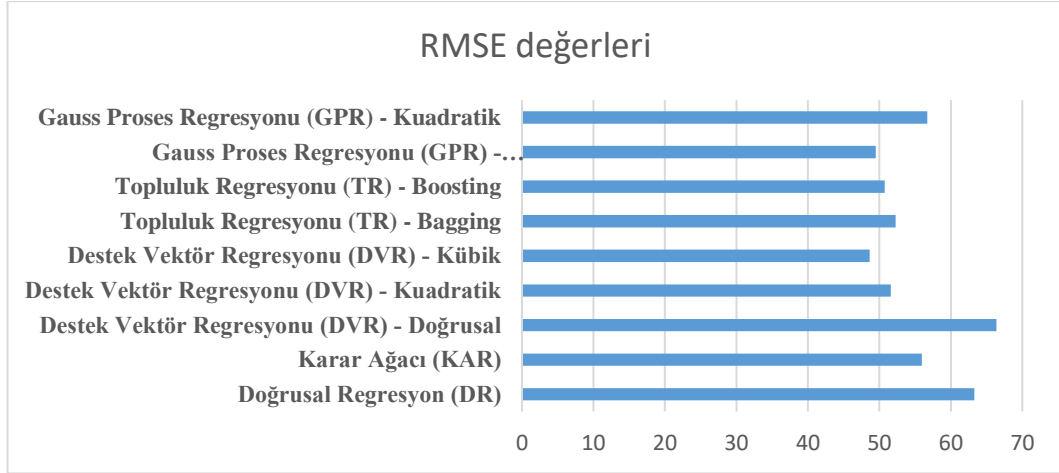


Şekil 3.10: Tahmin edilen R2 değerleri.

Bir diğer metrik RMSE değerlendirildiğinde; 48,63 değeriyle Destek Vektör Regresyonu (DVR) – Kübik yönteminin en düşük hata oranına sahip olduğu görülmektedir. R^2 'de olduğu gibi GSR – Ekspansiyel metodunun da 49,49 RMSE ile ikinci en düşük Kök Ortalama Kare Hata değerinde olduğu izlenmiştir. Yine

Topluluk Regresyonu (TR) modelleri de DVR – Kübik ve GSR – Ekspansiyel metotlarına yakın RMSE değerleri (Boosting 50,75, bagging 52,28) almıştır.

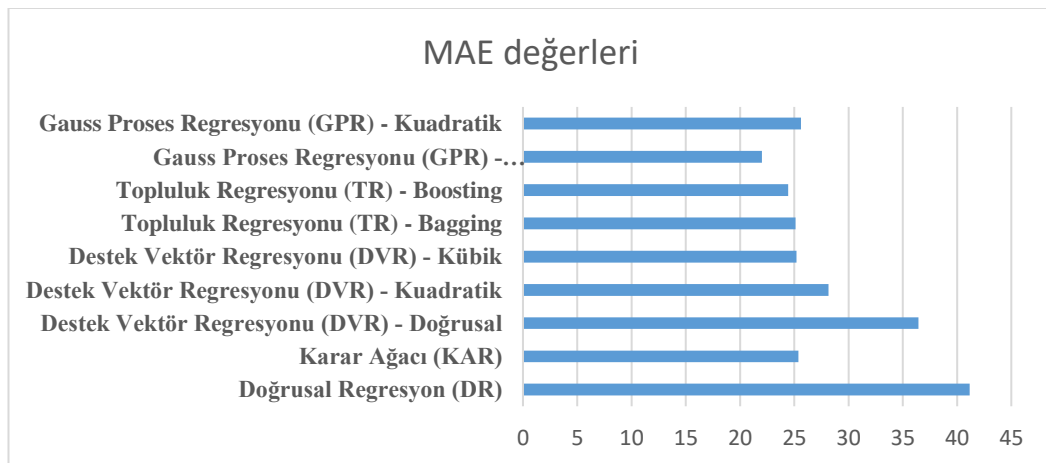
Şekil 3.11’de makine öğrenmesi metotlarının RMSE değerleri grafik halinde verilmiştir.



Şekil 3.11: Tahmin edilen RMSE değerleri.

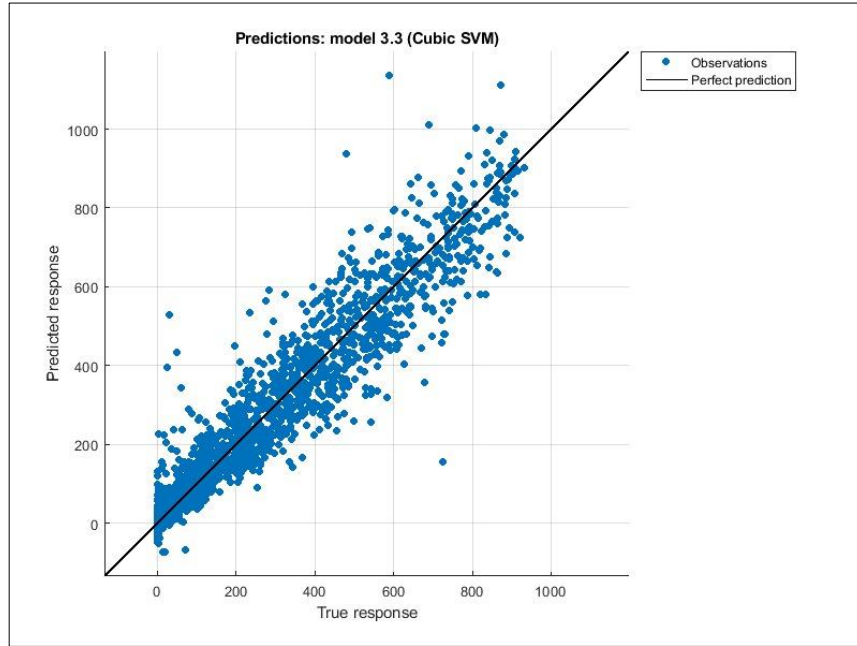
Son olarak Ortalama Mutlak Hata, MAE metriği izlendiğinde; Gauss Süreç Regresyonu (GSR) – Ekspansiyel yönteminin 22,01 ile en düşük hataya sahip olduğu görülmektedir. RMSE ve R2 metriklerinde ilk sırada yer alan Destek Vektör Regresyonu (DVR) – Kübik metodunun 25,2 değeriyle, sırasıyla 24,43 ve 25,12 değerini alan Topluluk Regresyonları (TR) Boosting ve Bagging tekniklerinin arkasına düşmüştür.

Şekil 3.12’de elde edilen MAE değerlerinin grafiği verilmiştir.

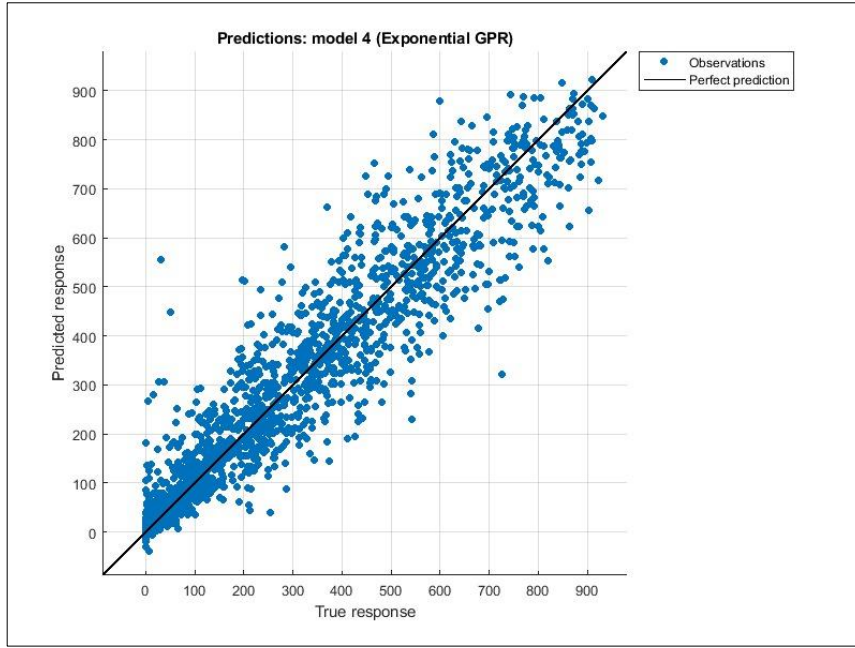


Şekil 3.12: Tahmin edilen MAE değerleri.

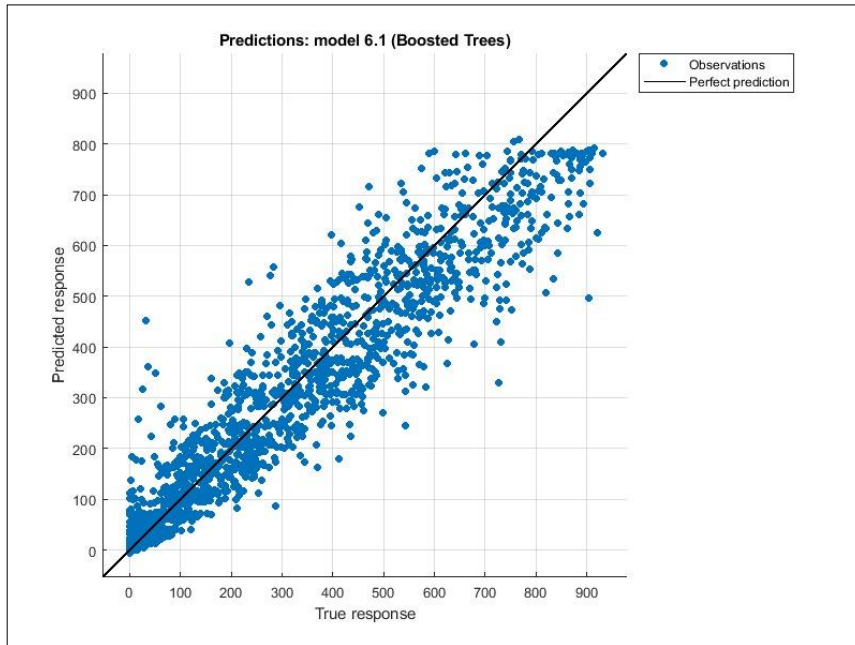
Tüm metrikler değerlendirildiğinde solar üretim tahminini kullanmak için GPR – Eksponansiyel, DVR-Kübik ile TR – Boosting ve Bagging metotlarının aldıkları değerler doğrultusunda öne çıktıkları ve aralarındaki farkın düşük mertebede kaldığı görülmüştür. Şekil 3.13 – 3.16 arasında bu modellerin tahmin ettiği regresyon değerleri ve gerçek değerler gösterilmiştir. Bu grafik, modelin ne kadar iyi çalıştığını ve tahminlerin gerçek değerlere ne kadar yakın olduğunu değerlendirmek için kullanılmaktadır. Grafikte, x-ekseni gerçek değerleri temsil ederken y-ekseni modelin tahminlerini temsil etmektedir. Her bir nokta, bir veri örneğini göstermektedir. Tahminler gerçek değerlere ne kadar yakınsa, noktaların çizgiye daha yakın bir şekilde hizalandığını görülmektedir. Noktaların çizgiden ne kadar uzakta olduğuna bakarak, modelin bazı örneklerde ne kadar hata yaptığı değerlendirilebilmektedir. Büyük hatalar noktaların çizgiden uzak olmasına neden olurken, küçük hatalar noktaların çizgiye daha yakın olmasını sağlamaktadır.



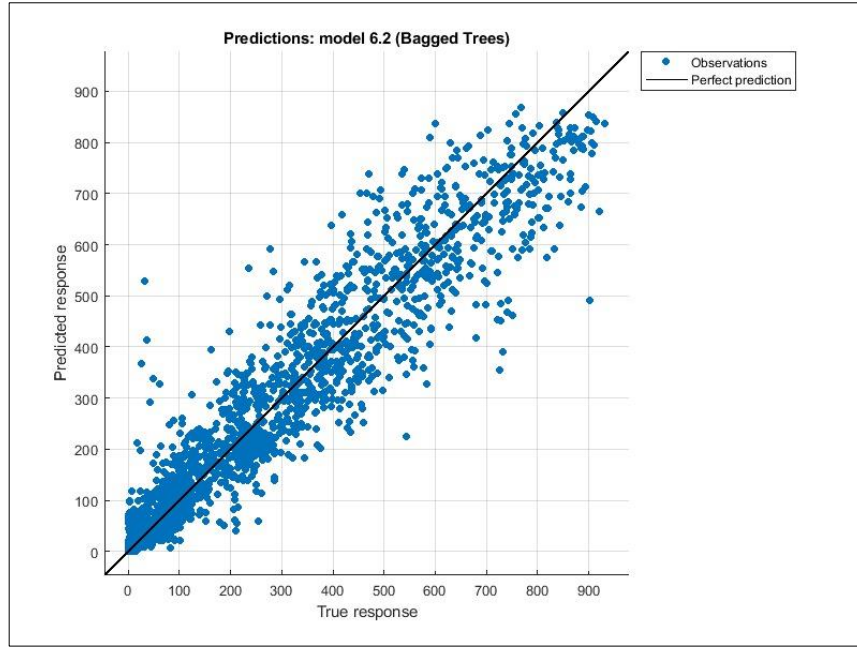
Şekil 3.13: DVR – Kübik modeli tahmin edilen & gerçek veriler grafiği.



Şekil 3.14: GPR – Eksponansiyel modeli tahmin edilen & gerçek veriler grafiği.



Şekil 3.15: TR – Boosting modeli tahmin edilen & gerçek veriler grafiği.



Şekil 3.16: TR – Bagging modeli tahmin edilen & gerçek veriler grafiği.

3.5. Sonuçlar

Bu tez çalışmasının dinamik ekonomik güç dağılım probleminde kullanılmak üzere, beyaz eşya işletmesinin sahip olduğu GES'e ait enerji üretim miktarı tahmini için makine öğrenmesi metotları denenmiş ve metrikler doğrultusunda oluşan performans tablosu benzer olan 4 adet metot seçilmiştir. DVR – Kübik, GSR – Eksponansiyel, TR – Boosting ve TR- Bagging modelleriyle elde edilen metrik sonuçları benzer olduğundan, tahminler arasında farkların bariz olmayacağı öngörülmüştür. Bu sebeple regresyonlar eğitim ve test süresi doğrultusunda değerlendirilmiştir. En kısa sürede modeli eğiten TR-Bagging ile ilerlenecektir. TR-Bagging modeli toplam veriyi 4,2 saniyede, TR-Boosting ise 5,7 saniyede analiz etmiştir. DVR-kübik ve GSR-Eksponansiyel metotları ise verileri eğitmek ve test etmek için sırasıyla 793,3 saniye ve 1336,1 saniye harcamıştır.

Çalışmadan elde edilen solar üretim miktarları, ekonomik güç dağılım probleminde kullanılmak üzere 24 saatlik bir işletme gününde her ay için saatlik olarak hesaplanacaktır. Topluluk Regresyonu – Bagging (Torbalama) metoduyla Ocak-Aralık 2022 döneminde tahmin edilmiş kWh birimindeki solar elektrik üretim fiyatları Tablo 3.3'de verilmiştir.

4. ELEKTRİK PİYASA FİYATLARI TAHMİNİ

Dünya genelinde elektrik enerjisi endüstrisi, rekabetçi bir piyasa yapısına doğru ilerlemektedir. Bu dönüşüm süreci, 1980'li yıllardan bu yana birçok sektörde hükümet kontrolünün azaltılması amacıyla gerçekleştirilen reformlara dayanmaktadır. Özellikle büyük ekonomiler, 1990'ların başından itibaren enerji piyasalarının deregülasyonu ile liberalleşme sürecine girmiştir. Elektrik piyasasının liberalleşmesi, enerji sektöründe hükümet kontrolünün azaltılması ve özel sektör katılımının teşvik edilmesi amacıyla gerçekleştirilen bir reform sürecidir. Bu reformların ilk adımı, elektrik piyasasının bazı temel işlevlerinin ayrıştırılmasıdır. Bu işlevler elektrik üretimi, iletimi, dağıtım ve pazarlamasıdır [76].

Elektrik piyasasının liberalleşmesi, 1982 yılında Şili ile başlamıştır. Bu reform, üretim ve dağıtım şirketlerinin ayrıştırılma fikrine dayanmıştır. İngiltere ve Galler'in elektrik piyasası ise 1990 yılında yeniden düzenlenmiş, ardından, bu reformları 1992 yılında Nordic piyasasının açılması takip etmiştir. Liberalleştirilen elektrik piyasalarının sayısı dünya genelinde özellikle Avrupa ülkelerinde artmaktadır. Ayrıştırma, özel şirketlerin bu işlevleri rekabetçi bir şekilde yerine getirmesi için önemli bir adımdır. Elektrik üretimi, enerji santralleri ve yenilenebilir enerji kaynakları tarafından gerçekleştirilmektedir. İletim, elektriğin santrallerden tüketim noktalarına taşınmasını sağlar. Dağıtım, iletim hattından elektriği son kullanıcılara ulaştırırken pazarlama ise tüketici taleplerine göre elektriğin satışını ve dağıtımını yönetmektedir. Bu dönüşümün bir sonucu olarak, elektrik enerjisi birçok ülkede piyasa kurallarına göre ticareti yapılan bir mal haline gelmiştir. Elektrik enerjisi alım-satımı, sözleşmeler yoluyla gerçekleşir. Bu sayede tüketiciler ve üreticiler arasında rekabet ortamı oluşur ve fiyatlar arz ve talep koşullarına göre belirlenmektedir [77,78].

Elektrik piyasalarında deregülasyon sürecinden önce, düzenleyiciler fiyatları üretim, iletim ve dağıtım maliyetlerine bağlı olarak belirler ve bu nedenle fiyatlarda çok fazla belirsizlik olmazdı [79]. Deregülasyon sürecinden sonra ise fiyatlar arz ve talebe göre belirlenir hale gelmiştir. Tedarikçiler, enerjiyi üreticilerden satın alır ve talebe bağlı olarak müşterilere satar. Bu nedenle, fiyatlar piyasa havuzunda toplam talep ve arzın kesişimiyle saatlik olarak belirlenir. Dolaylı olarak, elektrik hidroelektrik projeleri veya jeneratör yakıtının depolanması yoluyla depolanabilir. Ancak, doğrudan fiziksel olarak depolanmadığından elektrik üretimi ve tüketimi

dengede olmalıdır. Bu nedenle, talep veya arz üzerinde meydana gelen dalgalanmalar elektrik spot fiyatlarına etki eder. Elektriğin depolanamaması nedeniyle, fiyatlar tüm piyasalarda aşırı yüksek oynaklık gösterir ve bu da elektrik fiyat tahminini zorlaştırmaktadır [80].

Ekonomik faaliyetler, hava koşulları ve güneş ışığı miktarı gibi faktörler de elektrik arz-talebini etkilemektedir. Bu faktörler fiyatlarda mevsimsel davranışlar oluşturur. Günlük, haftalık ve yıl içi mevsimsellikler oluşabilmektedir. Birden fazla mevsimsellik seviyesinin varlığı, modelleme açısından başka bir zorluktur. Rekabetçi piyasalardaki elektrik fiyat serilerinin genel karakteristikleri şunlardır [76], [81]:

- Yüksek oynaklık: Elektrik fiyatları hızlı bir şekilde değişebilir ve büyük dalgalanmalar gösterebilmektedir.
- Çoklu mevsimsellik: Günlük ve haftalık mevsimsel etkilerin yanı sıra yıl içindeki mevsimsel etkiler de görülebilmektedir.
- Takvim etkisi: Tatiller gibi takvim bazlı etkiler fiyatları etkilemektedir.
- Sıçramalar: Fiyatlarda beklenmedik yükselişler veya düşüşler görülebilmektedir.
- Sürekli olmayan ortalama ve varyans: Elektrik fiyatları sürekli olarak değiştiği için ortalama ve varyans da sürekli olarak değişmektedir.
- Yüksek frekanslı veri: Elektrik fiyatları genellikle yüksek frekanslı verilere sahiptir, yani kısa zaman aralıklarında ölçülen verilerdir.

4.1. Türkiye Elektrik Piyasası

1960'ların başından itibaren hızlı bir sanayileşme süreciyle birlikte elektrik sektörü büyümeye başlamıştır [82]. 1963 yılında Türkiye Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB) kurulmuştur. 1970 yılında ise Türkiye Elektrik Kurumu (TEK), dağıtım hariç olmak üzere tüm elektrik faaliyetlerini tek bir entegre kuruluş altında birleştirerek tekel konumuna getirilmiştir. Dağıtım yetkisi ise 1982 yılına kadar belediyelere verilmiştir [83].

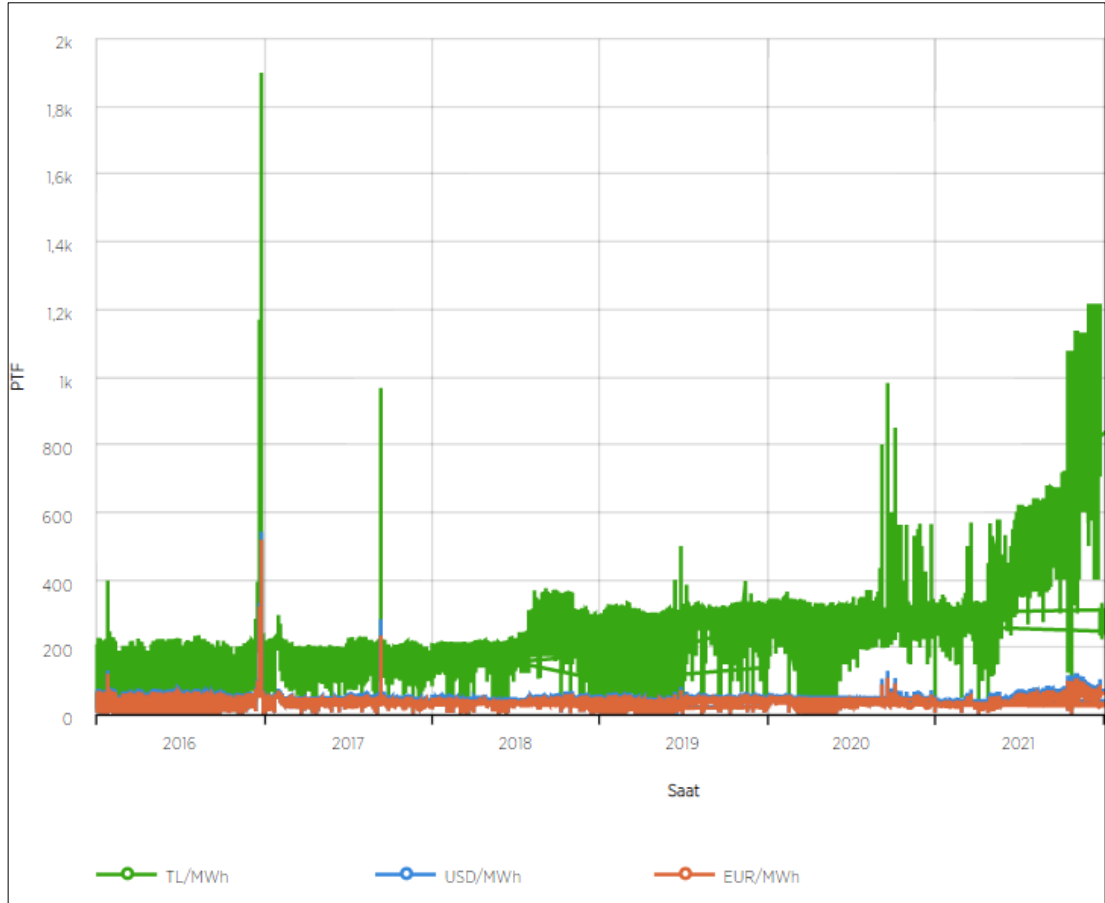
Türkiye, 2000'li yılların başından itibaren elektrik piyasasını yapılandırmaya yönelik adımlar atmıştır. İlk Elektrik Piyasası Kanunu'nun kabul edilmesiyle bu süreç başlamıştır. Kanun, 2012, 2013 ve 2016 yıllarında yenilenmiştir. Deregülasyonlar ile

amaç, şeffaf ve rekabetçi bir endüstri sağlamaktır. 1993 yılında TEK, iki şirkete ayrılmıştır: Türkiye Elektrik Üretim ve İletim AŞ (TEAŞ), üretim ve iletimden sorumlu olmuş; Türkiye Elektrik Dağıtım AŞ (TEDAŞ) ise dağıtım ve perakende satış faaliyetlerinden sorumlu olmuştur. 2001 yılında TEAŞ, üç şirkete daha ayrılmıştır: Elektrik Üretim AŞ (EÜAŞ), Türk Toptan Elektrik Ticaret AŞ (TETAŞ) ve Türkiye Elektrik İletim AŞ (TEİAŞ), sırasıyla üretim, ticaret ve iletimden sorumlu hale getirilmiştir [82]. Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (EPDK) de piyasa katılımcılarını kontrol etmek ve piyasa kurallarını düzenlemek amacıyla kurulmuştur [84].

6446 Sayılı Elektrik Piyasası Kanunu ile 6102 Sayılı Türk Ticaret Kanunu hükümlerine tabi olarak, açık piyasa ekonomiyeye geçilme maksadıyla 2015 yılında EPİAŞ (Enerji Piyasaları Anonim Şirketi) hayata geçmiştir [85]. 2023 itibariyle EPİAŞ hissedarları arasında %30 TEİAŞ, %30,83 Borsa İstanbul (BİST), %39,17 Özel Şirketler bulunmaktadır [86]. Katılımcılar serbest bir piyasa ortamında elektrik alıp satma imkanına sahip olmuşlardır.

Elektrik piyasasının işletiminden sorumlu olan EPİAŞ, verimli, adil, objektif, saydam ve güvenilir bir şekilde vadeli elektrik piyasası ve gün içi piyasasının işletilmesi, uzlaştırma yönetimi ve piyasa verilerinin derlenip yayınlanması gibi temel faaliyetleri gerçekleştirmektedir. Kurumun öncelikli hedefleri arasında, piyasa katılımcıları için piyasa referans fiyatların (PTF) belirlenmesi ve uluslararası enerji ticaretine olanak sağlayacak anlaşmaların diğer elektrik piyasalarıyla yapılması yer almaktadır. EPİAŞ, her gün bir sonraki günün saatlik talep tahmin verilerini yayımlayarak piyasa katılımcılarının bir sonraki gün için fiyat tekliflerini yapmalarını sağlar. Katılımcılar tarafından verilen fiyat tekliflerine göre referans elektrik fiyatı belirlenir. Bu referans fiyat PTF, teklifleri kabul edilen katılımcılar tarafından üretime dahil olmak için kullanılır ve üretim planlamaları buna göre yapılır. EPİAŞ'ın şeffaflık platformu aracılığıyla geçmiş piyasa verileri, üretim verileri ve tüketim verilerine erişilebilmektedir [87].

Şekil 4.1'de 2016-2021 senelerinde PTF'nin TL/MWh, \$/MWh ve €/MWh değişimi görülmektedir [88]. Özellikle 2021 senesi ikinci yarısı itibariyle fiyatların arttığı görülmektedir. USD/TL ve Euro/TL paritesi kaynaklı artış TL/MWh'te daha dramatik olmaktadır.



Şekil 4.1: 2016-2021 senelerinde PTF birim fiyatının değişimi.

Bu çalışmada, 2016-2021 PTF verileri (\$/MWh) 2022 senesindeki birim fiyatları tahmin etme amacıyla zaman serisi metotları kullanılarak analiz edilecek ve en optimum çözüm sunan tekniklerle ilerlenecektir.

4.2. Zaman Serileri

Zaman serisi, belirli bir süre boyunca düzenli aralıklarla ölçülen verilerin zamanla değişimini temsil eden istatistiksel bir veri setidir [89]. Zaman serileri genellikle saat, gün, hafta, ay veya yıl gibi zamansal bir birimde düzenlenir. Zaman serileri tanımlanırken dört temel bileşen tanımlanır. Bunlar trend, mevsimsellik, döngüler ve düzensiz hareketlerdir [90].

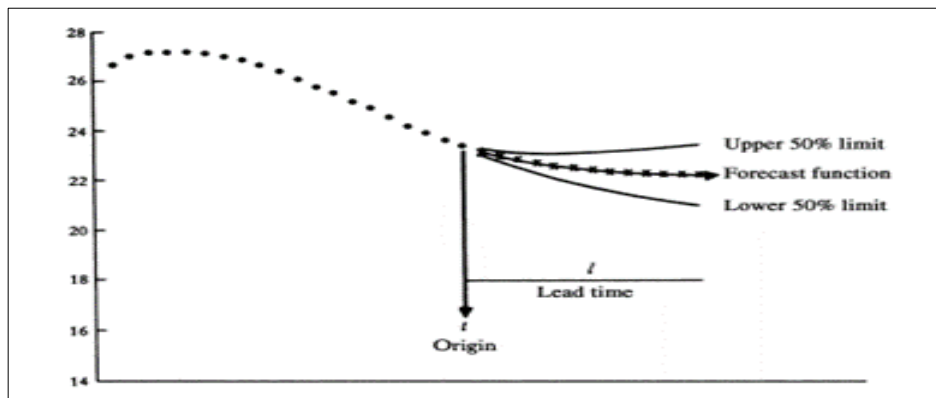
Trend, verilerdeki uzun vadeli düzey değişikliklerini ifade eder. Bir zaman serisinde trend, genellikle artan veya azalan bir eğilimi temsil etmektedir. Trendin doğrusal olması gerekmez, eğri veya dalgacık şeklinde de olabilmektedir. Mevsimsellik, zaman serisini belirli bir zamansal periyodiklikle etkileyen faktörlerin

varlığını göstermektedir. Bu faktörler genellikle takvim yılı, haftanın günü, mevsimler veya tatil dönemleri gibi düzenli periyodikler olmaktadır. Döngüler, zaman serisinde düzenli olmayan ve değişken frekanslarda meydana gelen yükselme ve düşmeleri ifade eder. Bu döngüler genellikle ekonomik koşulların veya iş döngüsünün etkilerini yansıtır. Düzensiz hareket, verilerde rastgele veya tahmin edilemeyen dalgalanmaları ifade eder. Bu bileşen, öngörülemeyen faktörlerin veya rastgele olayların etkisini yansıtmaktadır. Düzensiz hareket, trend, mevsimsellik veya döngülerin dışındaki değişimleri temsil etmektedir [90].

Zaman serilerinin analizi, gelecekteki değerlerin tahmin edilmesi, trendlerin ve mevsimsel desenlerin belirlenmesi, veri arasındaki ilişkilerin incelenmesi gibi amaçlarla yapılmaktadır. Zaman serilerinin analizi genellikle istatistiksel metotlar, veri görselleştirme ve makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak gerçekleştirilir [91].

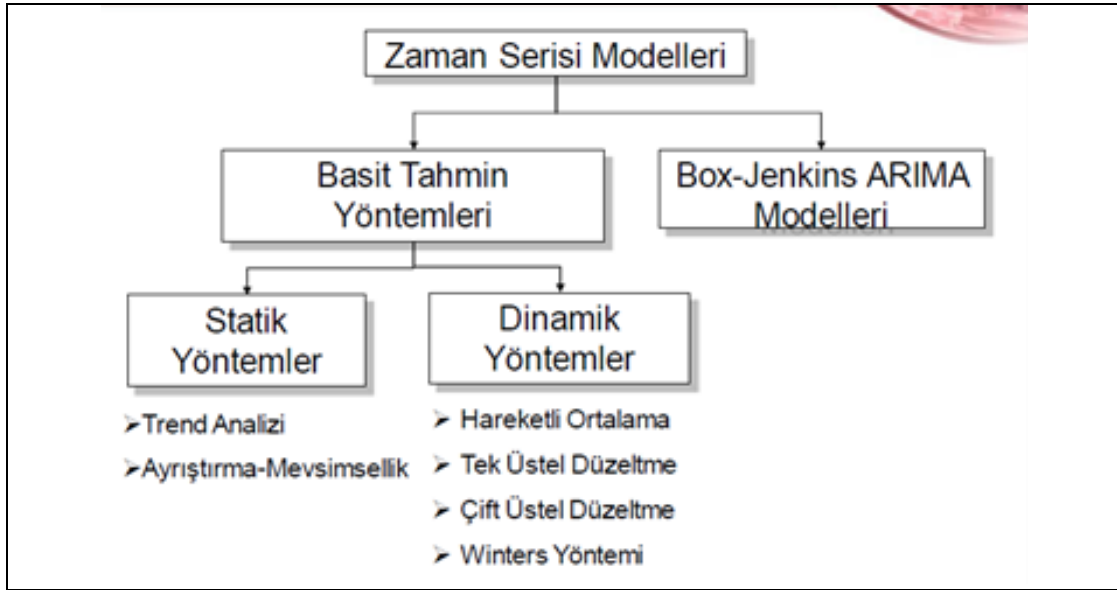
Zaman serisi analizleri, birçok alanda kullanımı olan regresyon analizinden oldukça farklıdır. Zaman serisinde, birbirini takip eden gözlemler genellikle bağımsız olmadığından zaman dönemi önem kazanır. Gelecek değerlerin tahmininde bağımlılık nedeniyle öngörü şansı artmaktadır [92]. t zamanındaki gözlenen değerler ile $t+1$ gelecek zamanındaki verileri tahmin edilebilmektedir. Tahmin edilen verilerin doğruluğunu saptamak adına “olasılık sınırları (probability limits)” kavramı kullanılır [93]. Olasılık sınırları, tahmin edilen değerlerin gerçek değerine yaklaşık olarak düşeceği olasılık aralığını temsil etmektedir. Genellikle iki sınırlı bir aralık olarak ifade edilir: alt sınır (lower limit) ve üst sınır (upper limit). Bu sınırlar, belirli bir güven düzeyine (genellikle %95 veya %99 gibi) dayanarak hesaplanmaktadır.

Şekil 4.2’de %50 güven aralığına sahip bir tahmin fonksiyonunun grafiği gösterilmiştir [93].



Şekil 4.2: Zaman serisi tahmin fonksiyonu ve %50 güven aralıkları.

Zaman serilerinin analizi ve tahmininde kullanılan modeller Şekil 4.3'te gösterilmiştir.



Şekil 4.3: Zaman serisi modelleri.

Basit tahmin metotları ve Box-Jenkins yöntemi (ARIMA) modelleri olarak temel olarak iki ayrı kategoride incelenebilir. Basit Tahmin Yöntemleri de Trend Analizi, Hareketli Ortalama (Moving Average, MA), ayrıştırma (decomposition), Üstel Düzeltme (Exponential Smoothing) modellerini içerir [92].

Çalışmada yukarıda belirtilen metotlardan üstel düzeltme yöntemleri, hareketli ortalama ve trend analizine odaklanılmıştır.

Zaman serisi analizinde trend analizi, verilerdeki uzun vadeli düzey değişimlerini tanımlamak için kullanılan bir modeldir. Trend analizi, zamansal değişkenin genel eğilimini belirlemek ve gelecekteki değerlerin tahmin edilmesine yardımcı olmak amacıyla kullanılmaktadır. Doğrusal, üstel veya polinomik olabilmektedir [90]. Çalışmada doğrusal trend analizi kullanılacaktır. Denklemi (4.1)'de verilmiştir.

$$Y_t = a + bt \quad (4.1)$$

Denklemden Y_t zaman serisindeki gözlemlenen değerleri, a trendin başlangıç noktasını, b eğilim katsayısını yani trendin azalış veya artış hızını, t ise zamansal değişkeni ifade etmektedir.

Hareketli ortalama modeli, verilerdeki kısa vadeli dalgalanmaları düzleştirmek ve trendi belirlemek için kullanılan bir yöntemdir. Hareketli ortalama, belirli bir zaman aralığındaki gözlemlenen değerlerin ortalamasını hesaplar ve bu şekilde trendi belirlemeye çalışır [90]. Basit, ağırlıklı ve üstel hareketli olarak türleri bulunmaktadır. Denklem (4.2)'deki gibi ifade edilir [94]:

$$Y_t = \frac{1}{n} x (X_{t-1} + X_{t-2} + \dots + X_{t-n}) \quad (4.2)$$

Burada Y_t zaman serisindeki tahmin edilen değeri, $X_{t-1} + X_{t-2} + \dots + X_{t-n}$ hareketli ortalama hesaplanacak olan n zaman öncesindeki gözlemlenen değerleri ve n hareketli ortalama hesaplanacak zaman aralığını ifade etmektedir.

Üstel düzeltme 1950'lerin sonunda ortaya çıkan ve tahminlemede yüksek başarı sağlayan uygulamalardan biridir. Başlarda sistematik bir trend göstermeyen zaman serileri için kullanılsa da Winters tarafında 1960'ta mevsimsel üstel düzeltme olarak kullanılmaya başlanmıştır [90]. Üstel düzeltme modeli, geçmiş gözlemlerin ağırlıklandırılarak gelecekteki tahminlerin yapılmasını sağlar. Bu model, zaman serisindeki trend, mevsimsellik ve düzensiz hareketlerin tahmin edilmesinde kullanılmaktadır.

Holt-Winters'ın geliştirdiği metotta, zaman serisindeki verileri 3 kere düzleştirildiğinden, üçlü üstsel düzleştirme yöntemi olarak da bilinir [90]. Metotta 3 sabit ve 3 bileşen bulunur. Bu 3 sabit; alfa (α), beta (β) ve gamadır (γ). α orijinal seriyi, β trendi, γ da mevsimselliği düzleştirmektedir ve 0 ile 1 aralığındadır. Genelde deneme-yanılma ile bulunmaktadır. 3 bileşen ise seviye bileşeni (Level Component, l_t), trend bileşeni (Trend Component, b_t) ve mevsimsel bileşenidir (Seasonal Component, s_t). Holt-Winters modelindeki düzeltme ve kontrol denklemleri (4.3), (4.4) ve (4.5)'te verilmiştir:

$$sa_t = \alpha \frac{S_t}{f_{t-p}} + (1 - \alpha)sa_{t-1} + r_{t-1} \quad (4.3)$$

$$f_t = \beta \frac{S_t}{sa_t} + (1 - \beta)f_{t-p} \quad (4.4)$$

$$r_t = \gamma(sa_t - sa_{t-1}) + (1 - \gamma)r_{t-1} \quad (4.5)$$

Denklemden t cari dönemi, p 12 aylık mevsimsel dönemi, sa_t t dönemindeki bugünkü ortalamayı, s_t son gözlemi, f_t ve r_t de sırasıyla t dönemi için öngörülen mevsimselliği ve trend terimini belirtmektedir [92]. Bu değerler dikkate alınarak t-zamanı için öngörü (4.6)'ya göre hesaplanır:

$$s_{t,h} = (sa_t + h r_t) f_{t-p+h} \quad h=1,2,\dots,p \quad (4.6)$$

(4.3) denklemini basit üstel düzeltme denklemidir. Trend ve mevsimselliği hesaba katmaz. Denklem (4.3) ile (4.4) birlikte veya Denklem (4.3) ile (4.5) birlikte ikili üstel düzeltmedir. Trend veya mevsimsellikten biri hesaba katılmaz, denklemlerin tamamı hesaba katıldığında ise üçlü üstel düzeltme yani Holt-Winter Üstel düzeltme metodu oluşur [92].

Özetle, datalarda trend veya mevsimsellik etkisi yoksa tek üstel düzeltmeyi veya hareketli ortalamayı; trend var ancak mevsimsellik yoksa ikili üstel düzeltmeyi veya trend analizini eğer mevsimsellik de varsa Holt-Winter metodunu kullanmak daha doğru sonuçlar getirecektir.

4.3. Analiz

2022 yılının aylık Saatlik PTF ortalamaları 2016-2021 verileri kullanılarak zaman serisi metotlarıyla tahmin edilecektir. Bu çalışma için Minitab yazılımı kullanılacaktır. Trend Analizi, Hareketli Ortalama (MA) ve Holt-Winter Üstel metotlarının performansı Denklem (3.11)'deki MAE, Denklem (3.12)'de MSE ve aşağıda Denklem (4.7) olarak verilen MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hata) metriklerine göre değerlendirilecek, en uygun modelle ilerlenecektir.

Ortalama Mutlak Yüzde Hata, MAPE (Mean Absolute Percentage Error) tahmin edilen değerlerin gerçek değerlere göre yüzde hata oranlarının ortalama değeridir. MAPE, ölçümlerin büyüklüğüne bağlı olmaksızın, farklı ölçeklerdeki zaman serilerinin tahmin performansını karşılaştırmak için kullanılmaktadır. Denklem (4.7)'de formülasyonu verilmiştir [95]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y}{y} \right| \quad (4.7)$$

Burada y gerçek deęerleri, y_i ise model tarafından tahmin edilen deęerleri temsil etmektedir.

Bu tez alıřmasının DED probleminde kullanılmak üzere her saat iin (0, 1, 2, ..., 23) 2016-2021 yılları PTF (\$/MWh) fiyatları dzenlenmiřtir. Her bir metod 2022 Ocak – Aralık dzeniminde ilgili saat dilimine ait PTF'yi verecektir. alıřma her saat dilimi iin tekrarlanacak bylece Ocak-Aralık dzenimlerinde DED probleminde kullanılacak 24 saatlik PTF elde edilecektir.

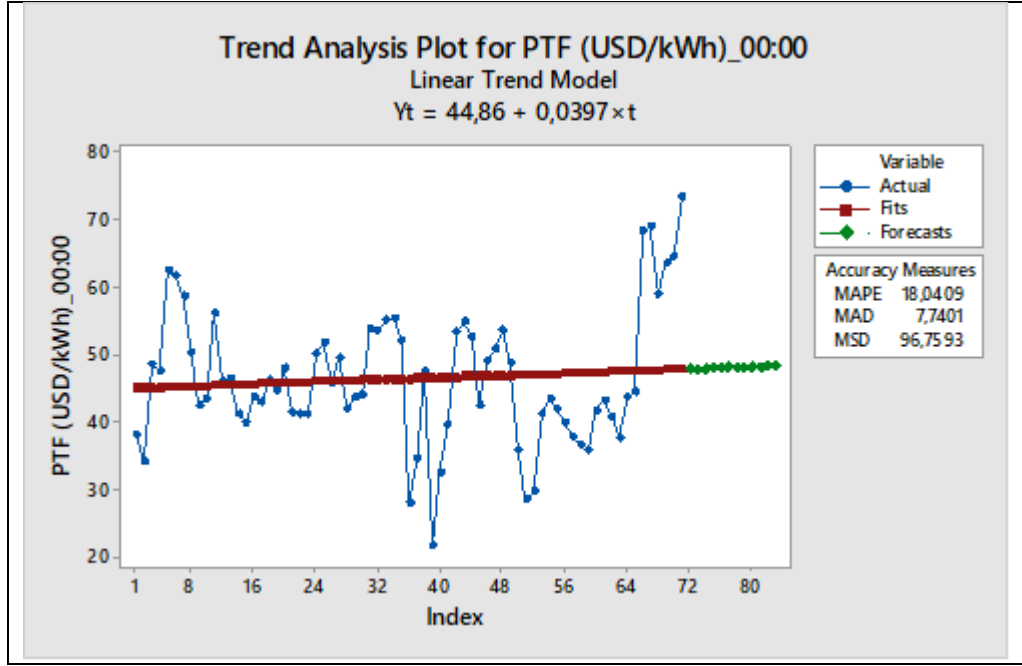
Saat 00:00 PTF fiyatları iin doęrusal trend analizi, hareketli ortalama ve Holt-Winters metodlarının tahminleme performansı iin MAPE, MAE, MSE deęerleri Tablo 4.1'de verilmiřtir.

Tablo 4.1: Saat 00:00 PTF tahmininde elde edilen performans metrikleri.

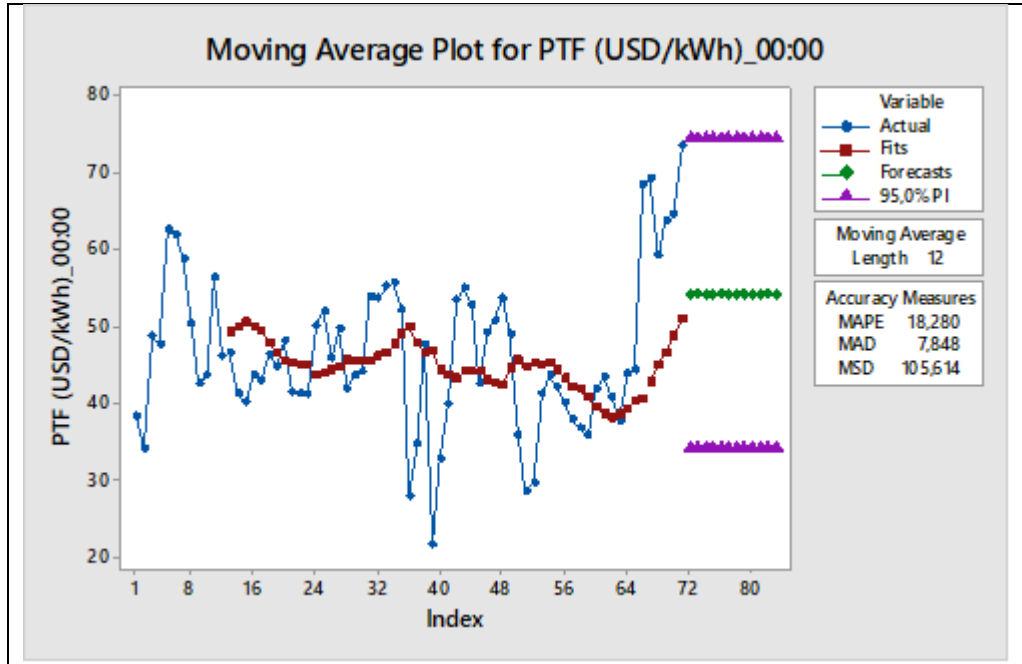
Yöntem	Performans Metrięi		
	MAE	MAPE	MSE
Trend Analizi – Doęrusal	7,74	18,04	96,76
Hareketli Ortalama (MA)	7,85	18,28	105,61
Holt-Winters Üstel Düzeltme	6,71	15,75	70,65

Tablo 4.1'deki performans metrikleri incelendięinde Holt Winters Üstel Düzeltme yönteminin 6,71 MAE, 15,75 MAPE ve 70,65 MSE ile doęrusal trend analizi ve hareketli ortalama göre daha hata oranlarına sahip olduęu görülmektedir.

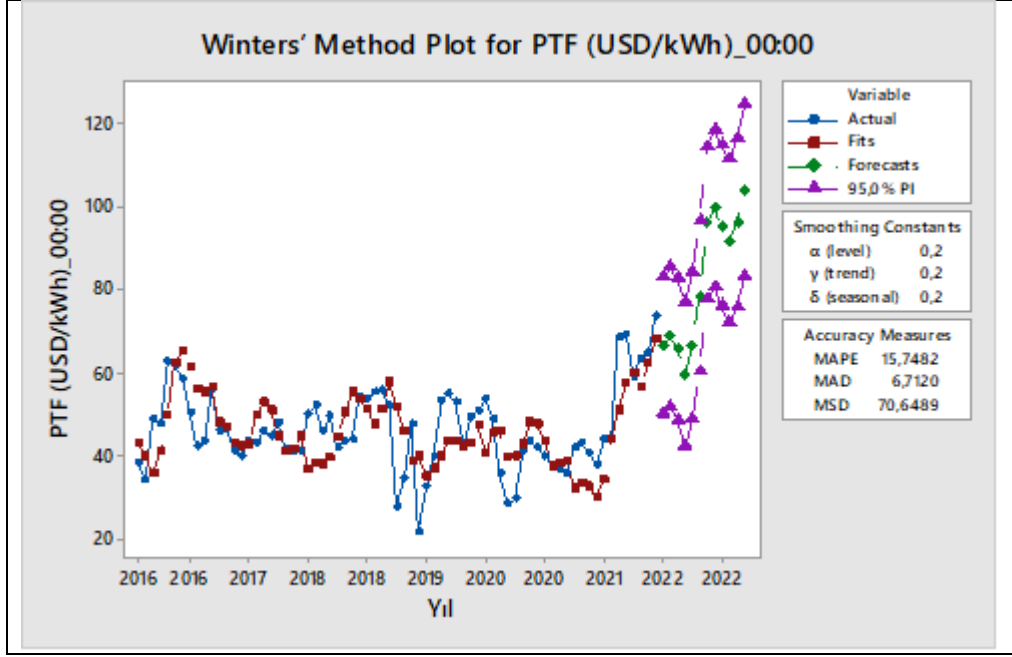
Metotların tahminlerini gösteren grafikler de Őekil 4.4 – 4.6'da verilmiřtir. Her metod 12 adet tahmin yaparak 2022 senesinde Ocak-Aralık aylarındaki saat 00:00 fiyatlarını tahmin etmiřtir. Aynı alıřma dięer 23 saat iin tekrarlanmıřtır.



Şekil 4.4: Doğrusal trend analizi ile PTF 00:00 Ocak-Aralık 2022 tahmini.



Şekil 4.5: Hareketli ortalama (MA) ile PTF 00:00 Ocak-Aralık 2022 tahmini.



Şekil 4.6: Holt-Winter's ile PTF 00:00 Ocak-Aralık 2022 tahmini.

4.4. Sonuçlar

Tez çalışmasının dinamik ekonomik güç dağılım probleminde kullanılmak üzere, 2016-2021 fiyatları zaman serisi olarak modellenmiş ve 2022 senesinde kullanılmak üzere en iyi performansı gösteren Holt-Winter's Metodu seçilmiştir. MAE, MAPE ve MSE hataları sıralandığında sırasıyla 6,71, 15,75 ve 70,65 değerleriyle Holt-Winters' metodu en küçük sapmalara sahip olduğundan, PTF tahminlerinde bu metot kullanılacaktır. En düşük hata skorlarına sahip olmasının yanında mevsimsellik ve trendi de hesaba katması diğer yöntemlere göre tercih sebebi olmaktadır. DED probleminde kullanılacak PTF fiyatları, 24 saatlik bir işletme gününde her ay için hesaplanacaktır. Holt-Winter's metoduyla Ocak-Aralık 2022 döneminde tahmin edilmiş USD/MWh birimindeki PTF fiyatları Tablo 4.2'de verilmiştir.

Tablo 4.2: Holt-Winters yöntemiyle 2016-2021 verilerine göre elde edilmiş 2022 Ocak-Aralık PTF fiyatları (USD/MWh).

Saat/Ay	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
00:00	66,25	68,43	65,42	59,45	66,31	78,14	95,84	99,4	95,19	91,5	95,87	103,58
01:00	71,01	74,59	71,6	70,21	77	89,1	102,98	109,74	102,94	103,31	112,43	111,46
02:00	60,13	61,37	56,19	60,9	68,16	76,23	87,39	93,01	87,45	89,45	91,7	87,97
03:00	55,06	56,75	51,55	50,88	58,24	67,77	81,18	88,18	83,62	81,3	83	80,58
04:00	51,27	54,75	50,61	50,89	54,83	68,09	84,06	90,65	84	79,38	79,23	77,35
05:00	57,26	61,22	58,2	55,4	48,29	53,78	71,6	85,27	84,74	85,48	86,79	81,4
06:00	68,86	73,33	75,84	55,92	40,29	51,83	63,24	73,48	74,06	93,3	99	98,23
07:00	69	71,24	66,02	54,803	48,93	62,9	75,38	84,46	84,72	92,84	99,93	101,5
08:00	79,25	83,93	83,4	75,85	74,64	86,25	103,5	111,55	112,1	124,98	134,42	129,72
09:00	77,26	79,93	78,18	68,14	69,29	86,3	102,25	110,66	112,46	121,06	122,9	126,98
10:00	80,1	81,89	79,17	69,45	71,85	89,22	104,81	112,88	114,45	119,41	122,54	128,41
11:00	80,83	83,05	79,83	72,19	74,99	92,83	107,27	114,33	116,02	121,6	123,96	130,15
12:00	67,56	64,8	59,28	49,58	50,48	66,65	84,53	91,09	85,8	82,58	89,49	98,13
13:00	67,66	64,78	59,4	53,13	55,18	71,75	88,88	94,53	90,76	90,66	94,08	100,75
14:00	75,57	73,76	69,86	64,25	68,7	87,18	102,47	109,21	110,6	114,39	113,72	120,81
15:00	77,97	75,49	69,3	64,45	70,22	88,74	106,78	114,75	114,68	122,67	120,86	126,05
16:00	79,43	78	71,91	65,62	72,39	89,1	106,51	115,89	117,58	122,23	126,2	127,93
17:00	87,18	89	79,25	74,57	79,72	94,28	111,5	123,25	126,93	135,16	142,48	144,44
18:00	91,65	95,13	82,83	79,75	84,04	94,73	110,71	122,18	124,66	143,82	151,242	148,34
19:00	88,79	93,6	92,65	91,22	92,25	94,9	110,1	121,72	131,19	141,72	142,83	141,7
20:00	87,31	91,98	92,37	93,4	99,06	101,63	117,26	126,48	130,16	138,07	140,54	141,33
21:00	84,35	86,02	87,13	86,9	96,77	103,35	117,54	123	123,28	129,97	134,22	136,89
22:00	78,72	81,73	78,13	73,38	83,83	94,48	109,63	113,21	110,86	114,508	120,19	121,21
23:00	67,71	69,98	65,15	57,74	67,02	77,46	92,88	96,29	91,38	90,75	95,78	97,32

5. GELİŞTİRİLEN YÖNTEM VE UYGULAMA

Bir beyaz eşya işletmesinin enerji üretim ve tüketim planlamasını optimize etmesi, enerji maliyetlerini yönetmesi ve daha sürdürülebilir enerji kaynaklarına yönelik hedeflerini gerçekleştirebilmek adına enerji planlamasını yapmak üzere; 24 saatlik bir işletme günü için doğalgaz/fuel-oil santral ve güneş enerji santralinin dinamik ekonomik güç dağılım problemi çözülecektir. Bölüm 2’de mevcut doğalgaz/fuel-oil Santralin yakıt maliyet fonksiyonu bulunmuştur. Bölüm 3’te solar üretim miktarı tahmini geçmiş verileri ışığında makine öğrenmesi regresyon modelleriyle öngörölmüş ve performansı izlenmiştir. Bölüm 4’te de Türkiye Enerji Piyasası incelenmiş, Piyasa Takas Fiyatı (PTF) zaman serisi yöntemiyle analiz ederek tahmin edilmiştir. Bu Tez çalışmasının amacı işletmenin kurulu solar üretim ve doğalgaz/fuel-oil Santrallerinin trendleri ve kısıtları doğrultusunda piyasa fiyatlarına göre çalıştırılması ve fabrika karlılığını arttırmaktır. Bu bölümde şirketin toplam karlılığını maksimize edecek şekilde oluşturulan amaç fonksiyonu ve kısıtların tanıttığı metodoloji tanıtılacak ve GAMS yazılımıyla problem çözülecektir.

5.1. Matematiksel Model

Yenilenebilir enerji kaynağı Güneş Enerjisi Santrali (GES) ve Doğalgaz/Fuel-Oil Santralin dinamik ekonomik güç dağılımında kullanılacak matematiksel ifadeler bu bölümde değinilecektir. Ekonomik güç dağılımında elde edilen verilerden 24 saatlik bir işletme süresi boyunca veriler kullanılacaktır.

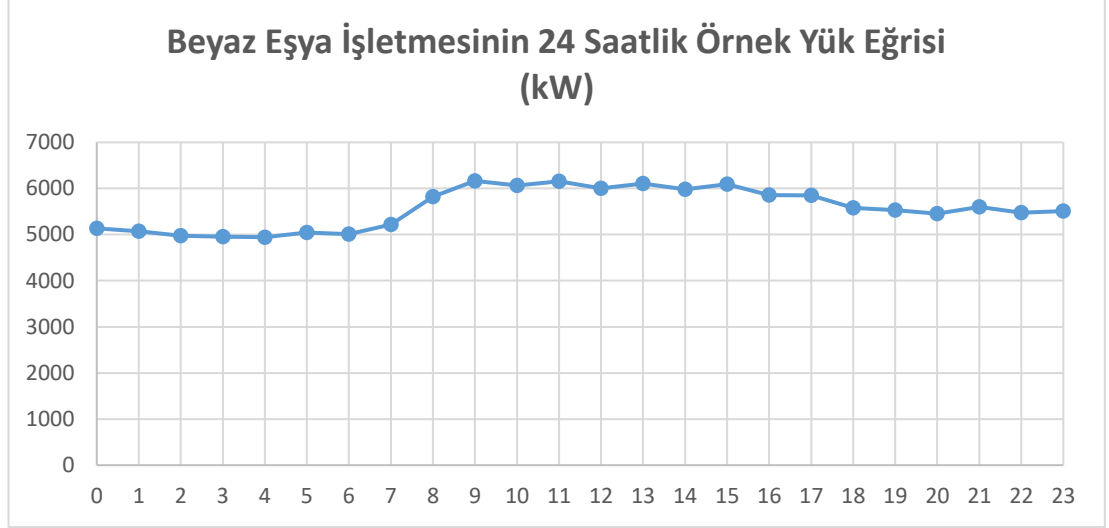
Doğalgaz/fuel-oil santralin teknik kısıtları ve yakıt maliyet fonksiyonu Bölüm 2’de belirtilmişti, bu bölümde formülleri santral özelinde verilecektir.

Üçüncü bölümde verilen Tablo 3.3 solar üretim miktarları ve dördüncü bölümde Tablo 4.2’de elde edilen elektrik piyasa fiyatları 24 saatlik bir işletme günü için her ay için ayrı ayrı tahmin edilmişti, bu veriler örnek problemde kullanılacaktır.

Ekonomik güç dağılım probleminde işletmenin saatlik yük eğrisi de önem kazanmaktadır. Beyaz eşya işletiminin elektrik üretimi, üretilecek ürün sayısına ve meteorolojik parametrelere göre değişmektedir. Enerji analizörüyle elektrik tüketimleri saatlik olarak kW birimiyle kayıt altına alınmaktadır. Üretim adediyle ilgili matematiksel bir model gizlilik kuralları karşı paylaşılamayacaktır. Dolayısıyla

elektrik tüketim miktarları için sadece enerji analizörlerinden alınan saatlik verilerle oluşturulmuş yük eğrisi paylaşılacaktır.

Şekil 5.1’de 3 vardiya düzeninde üretim yapan işletmenin örnek yük eğrisi görülmektedir. Hesaplamalarda bu veriler kullanılacaktır.



Şekil 5.1: Beyaz eşya işletmesinin bir günlük örnek yük eğrisi (kW).

5.1.1. Amaç Fonksiyonu ve Kısıtlar

Doğalgaz/fuel-oil Santralin ekonomik güç dağılım problemlerinde temel girdi yakıt olduğundan maliyet fonksiyonu olarak kullanılacak Denklem (2.1)’de aşağıdaki gibi belirtilmiştir.

$$C_{t,i} = a_i.P_i^2 + b_i.P_i + c_i \quad (2.1)$$

Beyaz eşya işletmesinin sahip olduğu termik santrali hem fuel-oil hem de doğalgaz çalışabildiğinden Denklem (2.6) ve (2.7)’de sırasıyla fuel-oil ve doğalgaz için yakıt giderleri Denklem (2.1) formunda elde edilmiştir.

$$\text{Fuel-Oil Yakıt Gideri (\$)} = 1,075 \times P_i^2 + 99,99 P_i + 47,27 \quad (2.6)$$

$$\text{Doğalgaz Yakıt Gideri (\$)} = 2,406 \times P_i^2 + 34,09 P_i + 55,97 \quad (2.7)$$

Denklemler doğrultusunda doğalgaz/fuel-oil Santralının toplam yakıt gideri (Total Fuel Cost, TFC) aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır [5]:

$$TFC = \sum_{i=1}^n C_i(P_i) \quad (5.1)$$

Arz talep dengesinin sağlanması için şebeke fiyatlarından (PTF) elektrik tedariki (Pşebeke) de yapılacaktır. Saatlik değişen PTF ile saatlik şebekeden çekilen miktarlar doğrultusunda hesaplama yapılacaktır Şebekeden tedarik edilen elektrik için ödenecek toplam şebeke gideri (Total Grid Cost, TGC) aşağıdaki formülde verilmiştir.

$$TGC = \sum_{t=1}^n P_{şebeke,t}(\Delta_t) \cdot PTF_t \quad (5.2)$$

Burada Δ_t zaman aralığı, PTF_t ise t zamanında oluşan PTF yani şebeke birim fiyatıdır. Bu doğrultuda oluşan toplam maliyet (Total Cost, TC) aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$TC = TFC + TGC \quad (5.3)$$

Ünitenin verimli ve güvenilir seviyede çalışırken üreteceği minimum ve maksimum aralıkları Denklem (5.4)'de verilmiştir. Doğalgaz/fuel-oil Santral bu veriler aralığında çalışacaktır.

$$P_g min \leq P_g \leq P_g max \quad (5.4)$$

Beyaz eşya işletmesinde bulunan doğalgaz/fuel-oil Santral maksimum 6,5 MW verebilmektedir. Üretici bilgilerinden alınan veriler ışığında, makinenin verimli ve güvenilir bir performans için minimum 3 MW yüklenmesi gerektiği belirtilmiştir. Ayrıca, makine saatte 5 MW yük alıp (RU) 5 MW yük azaltabilmektedir (RD). Bu doğrultuda santralle ilgili ekonomik verisi Tablo 5.1'de verilmiştir.

Tablo 5.1: Dinamik ekonomik güç dağılımında kullanılacak doğalgaz/fuel-oil santralinin veri seti.

Yakıt Tipi	ai (\$/MW ²)	bi (\$/MW)	ci (\$)	$P_g min$ (MW)	$P_g max$ (MW)	RU (MW)	RD (MW)
Fuel-Oil	1,075	99,99	47,27	3	6,5	5	5
Doğalgaz	2,406	34,09	55,97	3	6,5	5	5

Verilen doğalgaz/fuel-oil Santrali veriseti, solar üretim miktarı tablosu, piyasa fiyatları ve elektrik yükü bilindiğine göre; amaç fonksiyonu ve sistem kısıtlarını içeren problemin formülasyonu (5.5)'te sıralanmıştır:

$$\text{amaç fonksiyonu} = \min TC \quad (5.5a)$$

$$TC = TFC + TGC \quad (5.5b)$$

$$TFC = \sum_{g,t} (a.P_{g,t}^2 + b.P_{g,t} + c) \quad (5.5c)$$

$$TGC = \sum_{t=1}^n P_{\text{şebeke},t} (\Delta_t) \cdot PTF_t \quad (5.5d)$$

$$P_g min \leq P_{g,t} \leq P_g max \quad (5.5e)$$

$$P_{g,t} - P_{g,t-1} \leq RU_g \quad (5.5f)$$

$$P_{g,t-1} - P_{g,t} \leq RD_g \quad (5.5g)$$

$$P_{g,t} + P_{s,t} + P_{\text{şebeke},t} - P_{\text{yük},t} = 0 \quad (5.5h)$$

Bu denklemlerde, $P_{\text{yük},t}$ birim zamandaki yük miktarını, $P_{g,t}$, $P_{s,t}$ ve $P_{\text{şebeke},t}$ sırasıyla birim zamanda doğalgaz/fuel-oil Santralden üretilen miktarı, üretilen solar enerji miktarını ve şebekeden tedarik edilen elektrik miktarını göstermektedir.

Amaç fonksiyonu TC'yi yani toplamda üretilen enerji için harcanan yakıt giderini (TFC) ve şebeke fiyatlarından çekilen enerji miktarı için harcanan gideri (TGC) minimize etmektir. Böylece, ucuz saatlerde santral minimum güçte çalıştırılarak ve şebekeden elektrik satın alınacaktır. Benzer şekilde piyasa fiyatları yükseldiğinde satın alınan elektrik miktarı azalacak ve termik ünitenin elektrik üretmesi planlanacaktır. Kısıt denklemleri ise santralin güvenli çalışma aralıkları, yüklenme durumu ile arz-talep dengesini sağlamak üzerine oluşturulmuştur.

5.2. Uygulama

Denklem (5.5)'te verilen formüllerle geliştirilen yöntemin dinamik ekonomik güç dağılım problemi GAMS yazılımıyla çözülecektir. Bu yöntem, termik güç santrallerinin ve solar enerji kaynaklarının kullanımını arz-talep dengesi sağlanacak şekilde şebeke fiyatı bazlı optimize ederek, enerji üretiminde maliyeti minimize etmeyi hedeflemektedir.

GAMS'te kullanılacak optimizasyon yöntemi Quadratic Constraint Programming (QCP), modeldeki kısıtlamaların veya amaç fonksiyonunun ikinci dereceden (kare) terimler içerdiğinden seçilmiştir.

Problemin çözümü için yazılıma tanıtılacaklar veri tipleri set, tablo, değişken ve parametreler tanıtılacaktır.

- Kullanılacak setlerden, "t" modelin zaman dilimlerini temsil eder ve 0-23 arasında tanımlanmıştır. Diğer tanıtılan set "g" ise termik güç santralini temsil eder ve örnekte 1 adet ünite bulunmaktadır.
- Tablolar, doğalgaz/fuel-oil Santralin maliyet katsayılarını ve kısıtlarını gösteren "gendata" ve 24 saatlik elektrik fiyatlarını, solar üretim miktarını ve elektrik yükünü gösteren "data" tablosundan oluşmaktadır.
- Değişkenler TFC, TGC, TC, $P_{s,t}$, $P_{şebeke,t}$ ve $P_{g,t}$ 'den oluşmaktadır. Sırasıyla toplam yakıt gideri, toplam şebeke maliyeti, toplam maliyet, solar üretim miktarı, şebekeden çekilen miktar ve doğalgaz/fuel-oil Santralinin üretim miktarı temsil edilmektedir.

Problemin bu veriler ve denklem (5.3) formüllerini doğrusal olmayan QCP modeliyle optimizasyonu sonrası minimum amaç fonksiyonunu çözerek, t

zamanlarında üretilecek $P_{s,t}$ ve $P_{g,t}$ solar ve termik üretim miktarını gösterecek ve minimize edilmiş toplam maliyeti gösterecektir.

5.2.1. Sayısal Analiz

Bu kısımda doğalgaz ve fuel-oil yakıtları için maliyet fonksiyonu çözülecektir. Örnek olarak bir sonraki yılın ağustos ayı seçilmiştir. Tablo 3.3, Tablo 4.2 ve Şekil 5.1'den elde edilen ağustos ayı solar üretim miktarı, elektrik fiyatı ve elektriksel yük tablosu aşağıda Tablo 5.2'de özetlenmiştir. Bu veriler ışığında problemin tabloları oluşturulmuş olacaktır. Dört adet senaryo üzerinde durulmuştur.

İlk senaryoda yakıt olarak doğalgaz kullanılan santralin solar üretimle birlikte dinamik ekonomik güç dağılımı yapılacak ve günlük total maliyet bulunacaktır. İkinci senaryoda ise yakıt olarak fuel-oil kullanılacak ve solar enerji üretimiyle birlikte toplam maliyet minimuma indirgenmeye çalışılacaktır. Üçüncü ve dördüncü senaryolarda ise solar üretim olmayacaktır. Sırasıyla doğalgaz ve fuel-oil ile solar enerji üretimi olmadan DED problemi çözülerek solar enerjinin günlük getirisi hesaplanacaktır. Böylece güneş enerji santrali yatırımı planlayan firmalar geri ödeme süreleri hakkında bilgi edinebilecektir.

i) Termik Santralde Yakıt Olarak Doğalgaz Kullanılan Solar Entegreli Senaryo

Tablo 5.2: Dinamik ekonomik güç dağılımında kullanılacak veri tablosu.

Saat	Solar Üretim Miktarı (MWh)	Elektrik Birim Fiyatı PTF (\$/MWh)	Elektrik Yüğü (MW)
00:00	-	99,4	5,25
01:00	-	109,74	5,18
02:00	-	93,01	5,07
03:00	-	88,18	5,02
04:00	-	90,65	5,03
05:00	-	85,27	5,07
06:00	0,114	73,48	5,06
07:00	0,285	84,46	5,36
08:00	0,368	111,55	6,06
09:00	0,580	110,66	6,45
10:00	0,721	112,88	6,40
11:00	0,715	114,33	6,47
12:00	0,749	91,09	6,44
13:00	0,772	94,53	6,57

Tablonun devamı

14:00	0,711	109,21	6,41
15:00	0,685	114,75	6,56
16:00	0,574	115,89	6,21
17:00	0,482	123,25	6,01
18:00	0,319	122,18	5,55
19:00	0,114	121,72	5,56
20:00	-	126,48	5,42
21:00	-	123	5,48
22:00	-	113,21	5,36
23:00	-	96,29	5,37

Denklem (2.7) Doğalgaz maliyet fonksiyonu ile yapılan ekonomik güç dağılım optimizasyonu sonrası oluşan termik santralin üretim değerleri Tablo 5.3'te verilmiştir. Toplam yakıt gideri (TFC) 13.721,2 \$, toplam maliyet (TC) ise 15.286,5 \$ olmuştur.

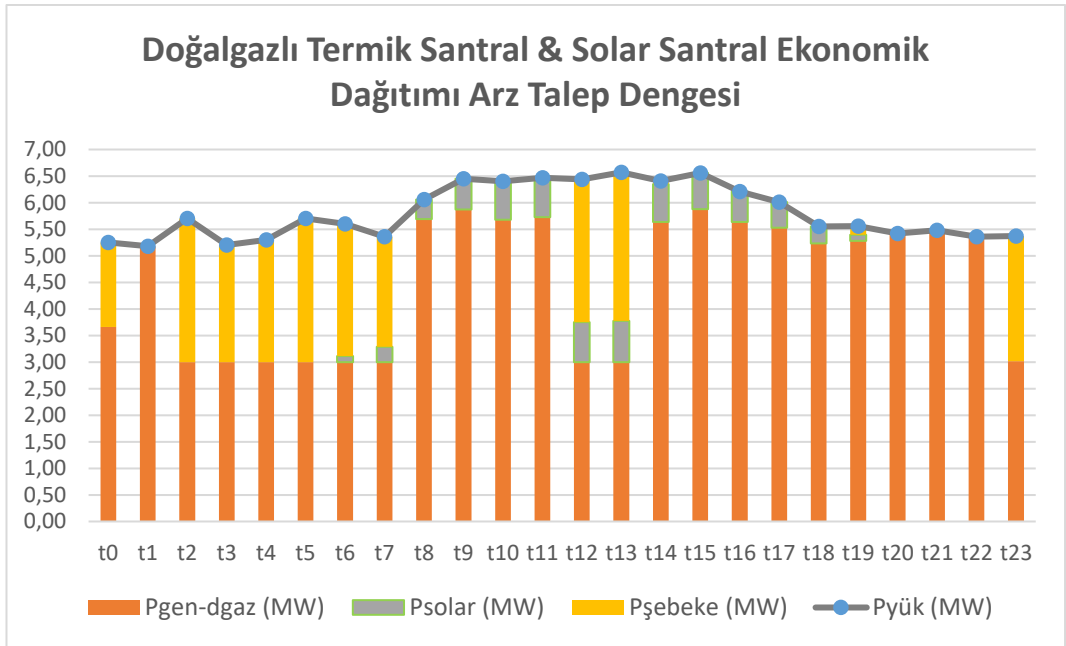
Tablo 5.3: Doğalgaz yakıtlı termik santral ve solar ünitenin dinamik ekonomik güç dağılımı.

Saat	Termik Santral Üretim Miktarı (MWh)
00:00	3,66
01:00	5,18
02:00	3,00
03:00	3,00
04:00	3,00
05:00	3,00
06:00	3,00
07:00	3,00
08:00	5,69
09:00	5,87
10:00	5,68
11:00	5,73
12:00	3,00
13:00	3,00
14:00	5,64
15:00	5,88
16:00	5,64
17:00	5,53
18:00	5,23
19:00	5,28
20:00	5,42
21:00	5,48
22:00	5,36
23:00	3,02

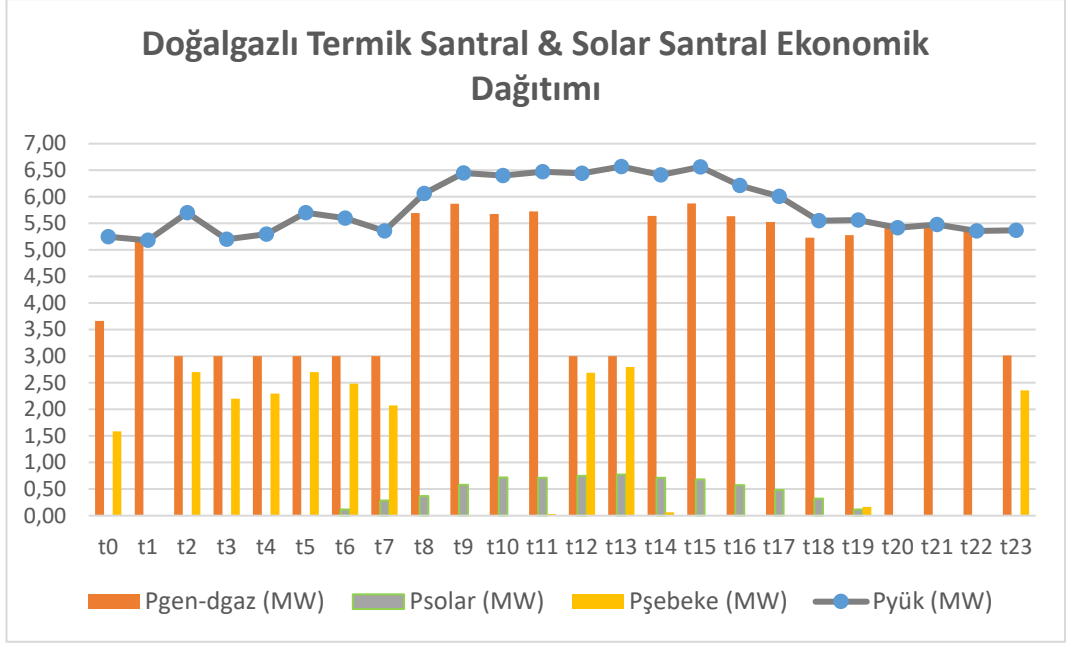
Şekil 5.2 kümüle sütunlarla ve Şekil 5.3'te ise saatlik kırınım olarak doğalgaz yakıtlı termik santral ile güneş enerji sistemiyle birlikte piyasa fiyatları (PTF) doğrultusunda ekonomik güç dağılımı görülmektedir. Bu grafiklerde gri renkle beyaz eşya işletmesinin elektriksel yükü (Pyük) gösterilirken, yeşil renkle solar panellerden üretilen güç miktarı (Psolar), turuncu renkle ise doğalgaz ile termik santralin üretim miktarı (Pgen-dgaz) gösterilmiştir. Sarı renkle de şebekeden çekilen güç miktarı (Pşebeke) verilmiştir.

Şekil 5.2'den görüleceği üzere, arz talep dengesini sağlamak adına herhangi bir zamanda üretilen ve çekilen miktarların toplamı elektrik yüküne eşittir.

Şekil 5.3'te ise saatlik olarak enerji kaynaklarının kırınımı ve şebekeden çekilen miktarların saatlik değişimi gösterilmektedir.

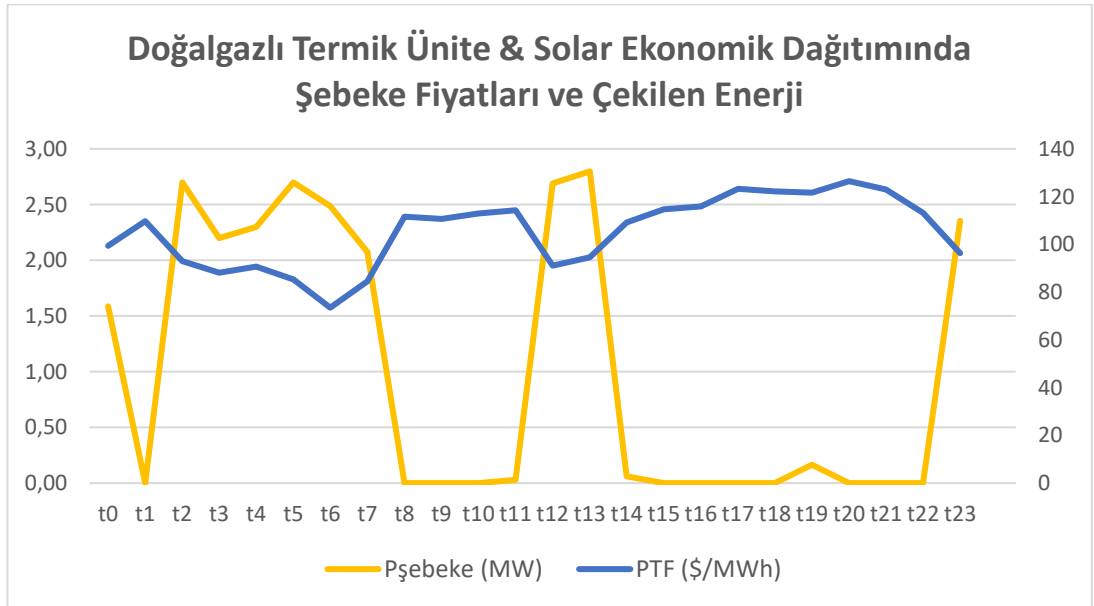


Şekil 5.2: Doğalgazlı termik santral & solar sistem ile şebeke fiyatı bazlı dinamik ekonomik güç dağılım ve arz talep dengesi.



Şekil 5.3: Doğalgazlı termik santral & solar sistem ile şebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik güç dağılımı.

Şekil 5.4'te ise şebeke fiyatları ile dışarıdan satın alınan elektrik miktarı gösterilmiştir. Burada, şebeke fiyatlarının (PTF) ucuzladığı saatlerde santralin üretim miktarının kısılıp yükü dengeleme adına ve şirket karlılığı adına şebekeden elektrik miktar artmaktadır. Grafikte sol eksen ve sarı renk şebekeden alınan elektrik miktarını Pşebeke, sağ eksen ve mavi renk şebeke elektrik fiyatlarını (PTF) göstermektedir.



Şekil 5.4: Doğalgazlı termik santral & solar sistem ile ptf şebeke fiyatı ve satın alınan elektrik miktarı ilişkisi.

ii) Termik Santralde Yakıt Olarak Fuel-Oil Kullanılan Solar Entegreli Senaryo

Yakıt olarak fuel-oil kullanılması durumunda değerlendirilecek Denklem (2.6) fuel-oil maliyet fonksiyonu ile yapılan ekonomik güç dağılım optimizasyonu sonrası oluşan termik santralin üretim değerleri Tablo 5.4'te verilmiştir. Toplam yakıt gideri (TFC) 10.750,3 \$, toplam maliyet (TC) ise 15.353,7 \$ olmuştur.

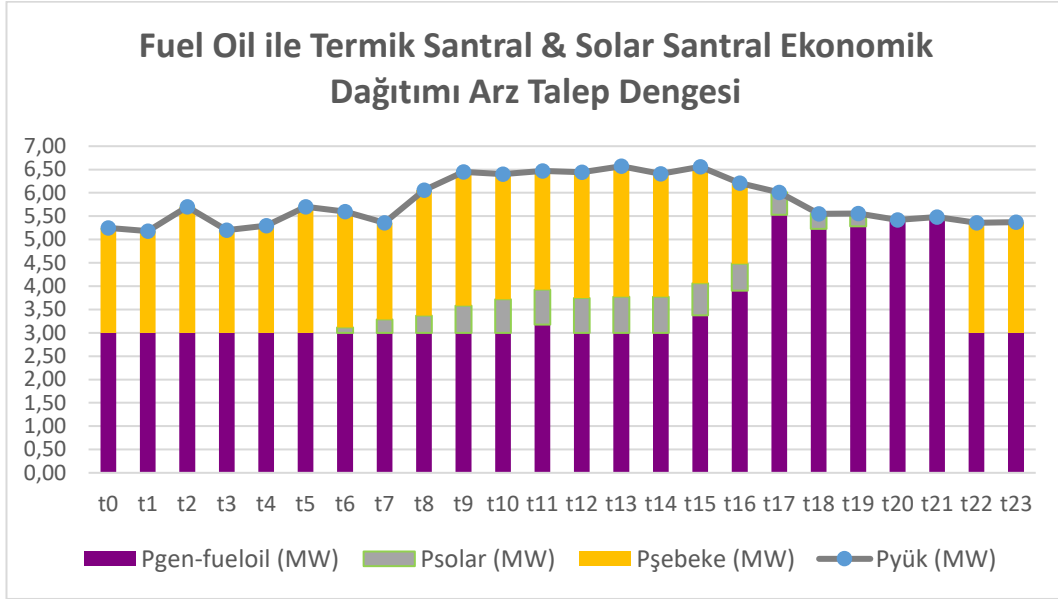
Tablo 5.4: Fuel-oil yakıtlı termik santral ve solar ünitenin dinamik ekonomik güç dağılımı.

Saat	Termik Santral Üretim Miktarı (MWh)
00:00	3,00
01:00	3,00
02:00	3,00
03:00	3,00
04:00	3,00
05:00	3,00
06:00	3,00
07:00	3,00
08:00	3,00
09:00	3,00
10:00	3,00
11:00	3,18
12:00	3,00
13:00	3,00
14:00	3,00
15:00	3,38
16:00	3,91
17:00	5,53
18:00	5,23
19:00	5,28
20:00	5,42
21:00	5,48
22:00	3,00
23:00	3,00

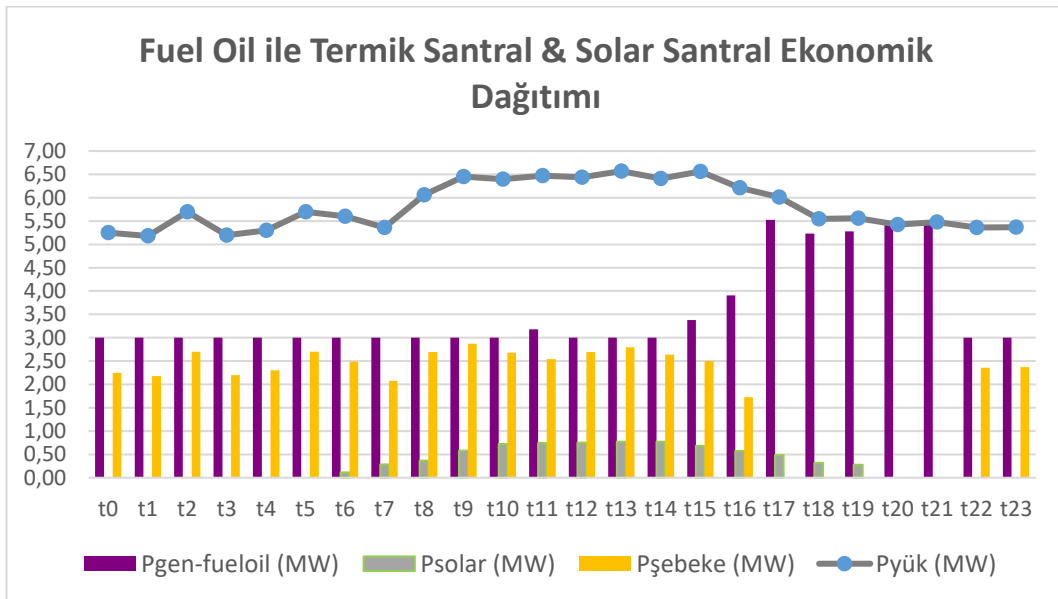
Şekil 5.5 kümüle sütunlarla ve Şekil 5.6'da ise saatlik kırınım olarak fuel-oil yakıtlı termik santral ile güneş enerji sistemiyle birlikte piyasa fiyatları (PTF) doğrultusunda ekonomik güç dağılımı görülmektedir. Bu grafiklerde gri renkle beyaz eşya işletmesinin elektriksel yükü (Pyük) gösterilirken, yeşil renkle solar panellerden üretilen güç miktarı (Psolar), mor renkle ise fuel-oil ile termik santralin üretim miktarı

(P_{gen-fueloil}) gösterilmiştir. Sarı renkle de şebekeden çekilen güç miktarı (P_{şebeke}) verilmiştir.

Şekil 5.5'ten görüleceği üzere, arz talep dengesini sağlamak adına herhangi bir zamanda üretilen ve çekilen miktarların toplamı elektrik yüküne eşittir. Şekil 5.6'da ise saatlik olarak enerji kaynaklarının kırımını ve şebekeden çekilen miktarların saatlik değişimi gösterilmektedir.

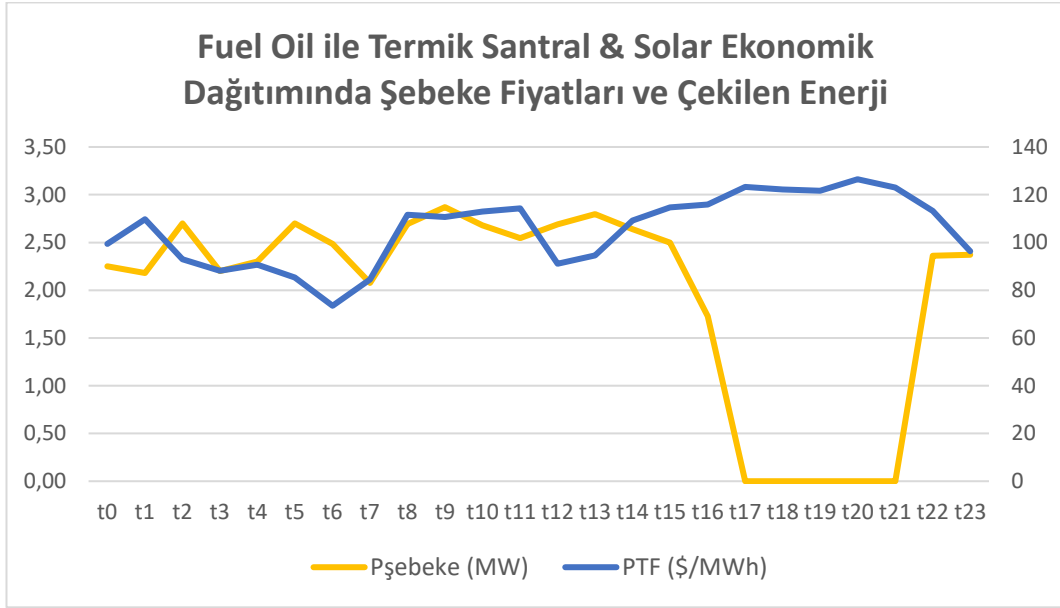


Şekil 5.5: Fuel-Oil ile termik santral & solar sistem ile şebeke fiyatı bazlı dinamik ekonomik güç dağılım ve arz talep dengesi.



Şekil 5.6: Fuel-Oil ile termik santral & solar sistem ile şebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik güç dağılımı.

Şekil 5.7’de ise şebeke fiyatları ile dışarıdan satın alınan elektrik miktarı gösterilmiştir. Burada, şebeke fiyatlarının (PTF) ucuzladığı saatlerde santralin üretim miktarının kısılıp yükü dengeleme adına ve şirket karlılığı adına şebekeden elektrik miktarı artmaktadır. Grafikte sol eksen ve sarı renk şebekeden alınan elektrik miktarını Pşebeke, sağ eksen ve mavi renk piyasa elektrik fiyatlarını (PTF) göstermektedir.

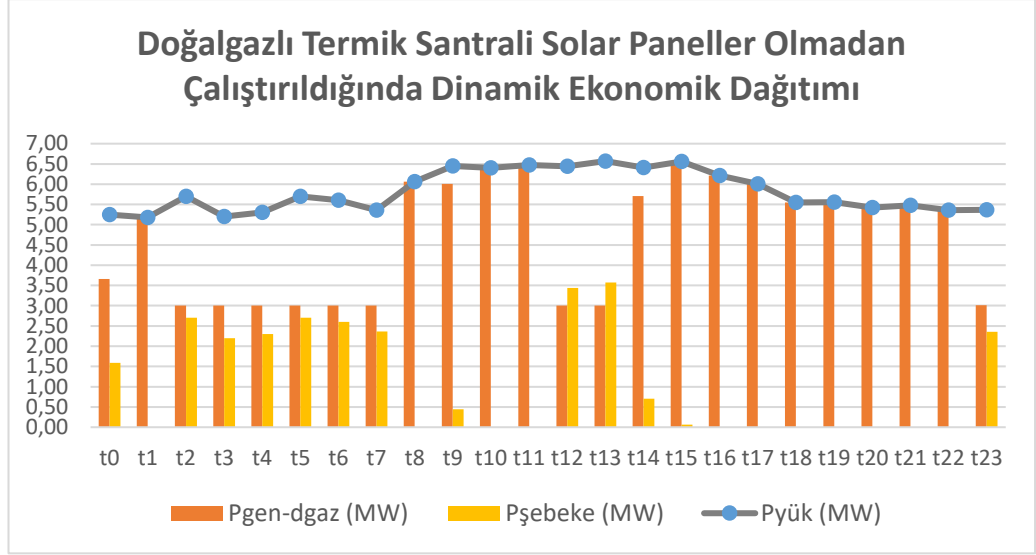


Şekil 5.7: Fuel-Oil ile termik santral & solar sistem ile PTF şebeke fiyatı ve satın alınan elektrik miktarı ilişkisi.

iii) Doğalgaz Yakıtlı Termik Santral Devredeyken Solar Santralin Çalışmama Senaryosu

Solar üretimin yapılmadığı durumda, şebeke fiyatlarına göre ya elektrik üretimi arttırılacak ya da şebekeden çekilecek miktarı yükselecektir. Her iki durumda da toplam maliyet artacaktır. Solar üretim yokken doğalgaz kullanılması halinde; toplam günlük maliyeti 16.068,8 \$’a yükselmiştir. Solar panellerin devrede olduğu (i) senaryosunda toplam maliyet 15.286,5 \$ idi.

Şekil 5.8’de doğalgazlı termik santralin solar sistem çalışmadığında şebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik güç dağılımı görülmektedir.

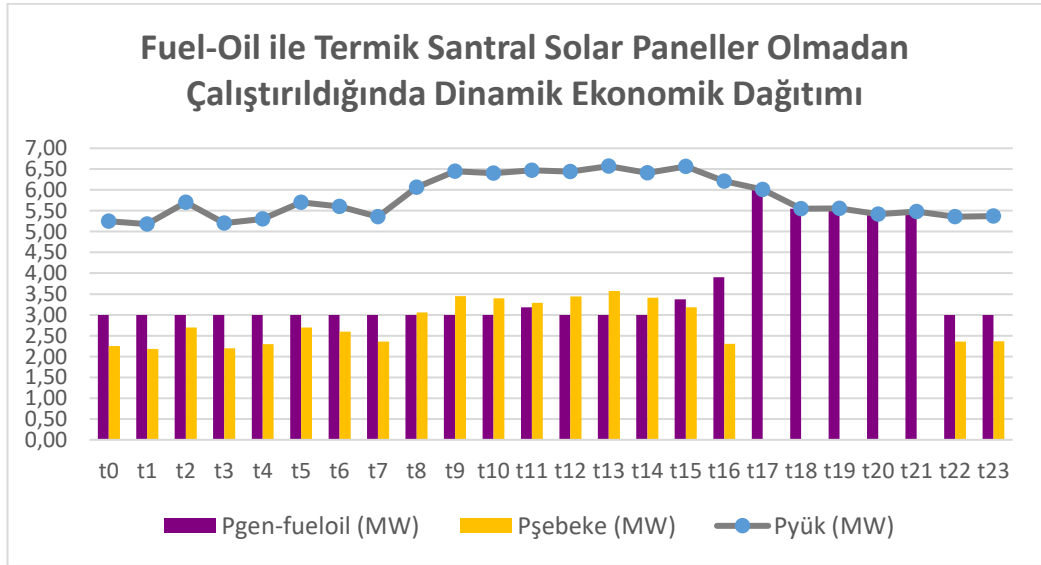


Şekil 5.8: Doğalgazlı termik santralin solar sistem çalışmadığında şebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik güç dağılımı.

iv) Fuel-Oil Yakıtlı Termik Santral Devredeyken Solar Santralin Çalışmama Senaryosu

Senaryo (iii)'teki gibi solar sistemin çalışmadığı ve termik santralin fuel-oil ile çalıştığı Senaryo (iv) durumda ise toplam günlük maliyet 16.097,6 \$'a yükselmiştir. Solar panellerin devrede olduğu (ii) senaryosunda toplam maliyet 15.353,7 \$ idi.

Şekil 5.9'da fuel-oil ile çalışan termik santralin solar sistem çalışmadığında şebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik güç dağılımı görülmektedir.



Şekil 5.9: Fuel-oil ile termik santral solar sistem çalışmadığında şebeke fiyatı bazlı saatlik dinamik ekonomik güç dağılımı.

5.3. Sayısal Analiz Sonuçları ve Tartışma

Sayısal analizde verilen örnekte, bir sonraki yılın (problemden 2022) ağustos ayında yapılan 24 saatlik gün çizelgesi için dinamik ekonomik güç dağılım problemi yakıt türüne göre doğalgaz/fuel-oil santralin üretim miktarı, tahmin edilen solar enerji üretim miktarı ve elektrik fiyatları baz alınarak dört adet senaryo dahilinde çözülmüştür.

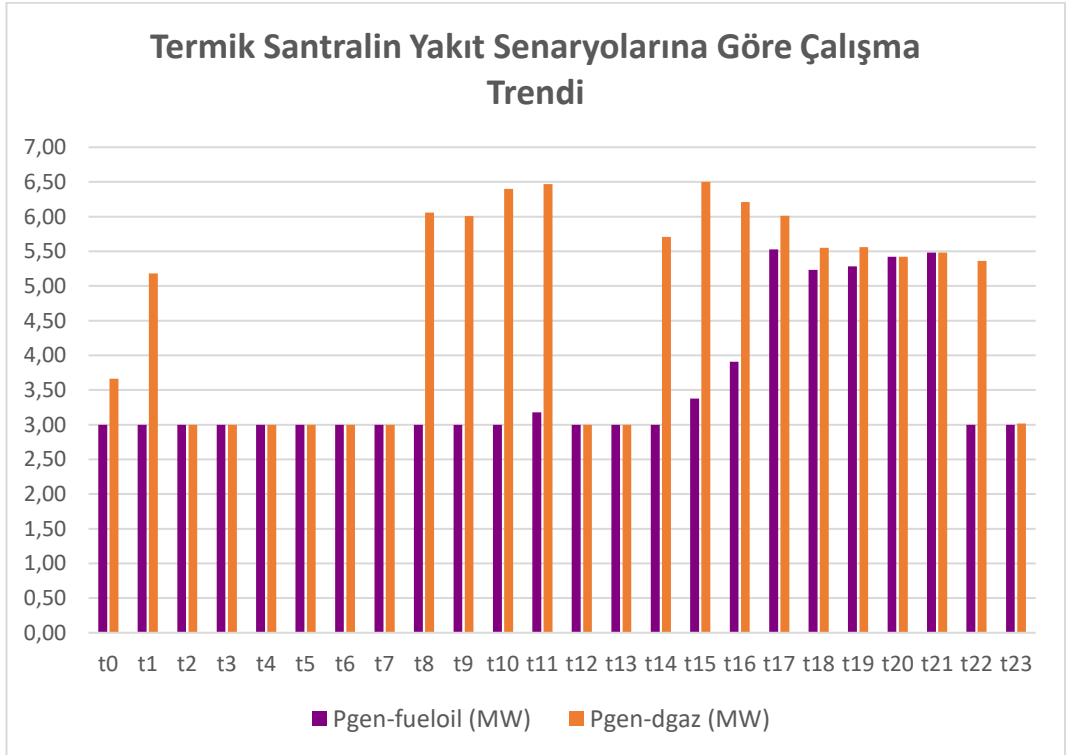
İşletme bu doğrultuda elektrik fiyatlarını dikkate alarak doğalgaz/fuel-oil Santrali üretim ve şebekeden çekilen miktarı solar enerji üretimini de hesaba katarak dengeleyecektir. Yüksek elektrik fiyatlarına sahip saatlerde santral üretimi arttırılabilirken, düşük elektrik fiyatlarına sahip saatlerde ise arz-talep dengesi şebekeden tedarik miktarı yükseltilerek sağlanmıştır.

Tablo 5.5'te senaryo i, ii, iii, iv doğrultusunda elde edilen günlük yakıt gideri ve toplam maliyet tablosu verilmiştir. Tabloya göre, doğalgaz ve fuel-oil yakıtı olarak kıyaslandığında; yakıt maliyet fonksiyonları kaynaklı santralin çalışma rejiminde farklılıklar görülmektedir. Eğer senaryo (i)'deki gibi yakıt olarak doğalgaz kullanılacaksa, daha düşük yakıt maliyet fonksiyonu katsayılarına sahip olduğundan santralin günlük ürettiği miktar ve dolayısıyla yakıt gideri artmaktadır. Örnekte bu yakıt gideri (TFC) 13.721,2 \$ olmuştur. Şebekeden satın alınan miktarlar da gözetildiğinde toplam maliyet (TC) 15.286,5 \$ hesaplanmıştır. Yakıt olarak fuel-oil kullanılan senaryo (ii)'de ise, yakıt maliyet fonksiyonunun doğalgaza göre daha yüksek olması sebebiyle düşük güçlerde çalıştırılacak ve talep şebekeden sağlanacak şekilde optimize edilmiştir. Fuel-oil yakıt gideri (TFC) 10.750,3 \$, toplam maliyet (TC) ise 15.353,7 \$ olmaktadır.

Tablo 5.5: Senaryo bazlı dinamik ekonomik güç dağılım tablosu.

Senaryo	Doğalgaz ile Termik Santral Devrede	Fuel-Oil ile Termik Santral Devrede	Solar Paneller Devrede	Toplam Günlük Yakıt Gideri (TFC) - \$	Toplam Günlük Maliyet (TC) - \$
i	+	-	+	13.721,2	15.286,5
ii	-	+	+	10.750,3	15.353,7
iii	+	-	-	13.819,2	16.068,8
iv	-	+	-	10.879,3	16.097,6

Şekil 5.10'da iki yakıtın santral çalışma trendleri grafikte verilmiştir. Mor renkle gösterilen fuel-oil yakıtlı termik santral üretim senaryosunun (Senaryo ii), turuncuyla verilen doğalgaz yakıtlı termik santral üretim senaryosuna (Senaryo i) göre toplam maliyeti (TC) minimize etmek adına daha düşük güçlerde çalıştığı izlenmektedir.



Şekil 5.10: Termik santralin yakıt senaryolarına göre çalışma trendi.

Tablo 5.5 solar üretim miktarının ekonomik etkisini de göstermektedir. Senaryo iii ve iv'te solar paneller devrede olmadığı zaman, günlük toplam maliyetin hem doğalgaz kullanımında hem de fuel-oil senaryosunda arttığı görülmektedir. Örneğin Senaryo (ii) ile (iv) kıyaslandığında, solar üretimin günde 782,3 \$ tasarruf sağladığı görülmüştür.

Çalışma sonucunda ortaya konan enerji planlama stratejisi, doğalgaz/fuel-oil santralin çalışacağı yakıtta göre saatlik bazda değişen trendlerle güç üretimini sağlayarak beyaz eşya işletmesinin şirket karlılığının artırılması hedeflenmiştir. İşletmenin hangi kaynağı seçeceği; problemde verilen şebeke fiyatları ve teknik kısıtlarla birlikte, çevresel faktörler (karbon salınımı), yakıtların depolanma ve güvenilir biçimde ikmal durumu, santralin bakım durumlarına göre vb. değişkenlik arz edebilecektir. İşletmenin farklı enerji kaynaklarını entegre etme kapasitesine sahip olması veya santralin çevresel yükümlülüklerini karşılama adına karbon emisyonlarını sınırlama taahhüdü (gönüllü olarak veya mevzuat gereği bir yaptırım durumu) olması durumunda, çevresel kaygıların da hesaba katılacağı karmaşık optimizasyon modelleriyle çalışılması gerektiği ortaya çıkmıştır.

GES projesi yapmak isteyen veya kapasitesini arttırmak isteyen işletmeler de sayısal analizde çalışılan senaryo çıktılarından faydalanabilecektir. Hem solar üretim sayesinde elde edilen günlük kar bilgisi hem de günlük üretilen solar enerji miktarı bilindiğinden finansal ve çevresel açıdan yeni çalışmalar yürütülebilecektir. Böylece yeni bir yatırımın finansal fizibilitesi yapılırken bir yandan karbon salınımlarının hesabı yapılabilecek bir yandan da iklim kanunları dolayısıyla hayatımıza girmeye başlayan karbon piyasalarına uyum değerlendirmeleri yapılabilecektir.

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada bir beyaz eşya üreticisi işletmesinin enerji yönetimi, çevre ve sürdürülebilirlik hedefleri ile maliyet optimizasyonu doğrultusunda geliştirdiği enerji planlaması stratejisine yönelik dinamik ekonomik güç dağılımı problemi çözülmüş ve değişken şebeke fiyatları doğrultusunda doğalgaz/fuel-oil santral ve solar enerji santralinin çalışma rejimi 24 saatlik işletme günü için belirlenmiştir. Problemden kullanılacak verilerden; işletme doğalgaz/fuel-oil santralinin yakıt maliyet fonksiyonu, üretilen solar enerji miktarı ve piyasa elektrik fiyatlarının sırasıyla Bölüm 2,3 ve 4'te bulunmasının ardından Bölüm 5'te senaryo bazlı dinamik ekonomik güç dağılımı problemi çözülmüştür. Çalışmanın literatüre katkılarında biri, dinamik ekonomik güç dağılımı problemini çözebilmek için gerekli girdilerin makine öğrenmesi ve zaman serileri metotlarıyla elde edilmesi ve tahmin performanslarının ölçmesidir. Bir diğer katkısı ise, dinamik ekonomik güç dağılımında güneş enerji kaynakları ve doğalgaz/fuel-oil santrallerin birlikte değerlendirilmesi ve yeni çalışma konularının ortaya çıkarılmasıdır.

Tezin ikinci bölümde, termik santralin yakıt maliyet fonksiyonu fabrika çıkış verileri doğrultusunda doğalgaz ve fuel-oil yakıtları için belirlenmiştir. Doğalgaz/fuel-oil Santralinin minimum maksimum üretebileceği güçler ve birim zamanda yük artırma ve azaltma miktarı belirtilmiş ve 5.bölümde çözülecek problemin doğalgaz/fuel-oil Santral adına temelleri oluşturulmuştur.

Üçüncü bölümde beyaz eşya işletmesinin firmasında kurulu olan solar enerji santralinin bir önceki yıldan elde edilen mevsimsel, elektriksel ve teknik veriler doğrultusunda enerji üretim miktarının makine öğrenmesi regresyon metotlarıyla tahmin edilmesidir. Saatlik olarak kaydedilen güneş ışınımı, rüzgar hızı, ortam sıcaklığı ve panel sıcaklıkları; makine öğrenmesi metotlarından doğrusal regresyon (DR), Destek Vektör Regresyonu (DVR), Karar Ağacı Regresyonu (KAR), Gauss Süreç Regresyonu (GSR) ve Topluluk Regresyonu (TR) ile MATLAB yazılımıyla analiz edilmiş ve en yüksek doğruluğa sahip Topluluk Regresyonu modeliyle üretilen solar üretim miktarları, 24 saatlik bir işletme gününde kullanılmak üzere tahmin edilmiştir.

Dördüncü bölümde Türkiye'deki elektrik piyasa fiyatları incelenmiştir. 2016-2021 yılları arasındaki PTF (Piyasa Takas Fiyatı) fiyatları saatlik olarak incelenmiş ve

0-23 saatleri arasındaki bir işletme gününde kullanılmak üzere zaman serisi metotlarıyla analiz edilmiştir. Mevsimsellik ve trendin hesaba katıldığı Holt-Winter's yöntemi aynı zamanda en düşük hata oranlarına sahip olduğundan, bir sonraki yılın (2022) piyasa fiyatlarında Holt-Winter's metoduyla tahminler yapılmıştır.

Bölüm 5'te ise dinamik ekonomik güç dağılım optimizasyon problemi için elde edilen veriler matematiksel modele oturtulmuş, teknik kısıtlar ve amaç fonksiyonu belirlenmiştir. Beyaz eşya işletmesinin örnek yük eğrisine göre arz talep dengesi sağlanırken şirket karlılığını arttırmak için doğalgaz/fuel-oil Santralin yakıt giderleri ve şebekeden alınacak elektrik miktarı GAMS yazılımı kullanılarak doğrusal olmayan programlama yöntemiyle minimize edilmiştir. Doğalgaz yakıt maliyet fonksiyon katsayıları, fuel-oil yakıt maliyet fonksiyon katsayılarına kıyasla düşük olduğundan; santral doğalgazla çalıştığında güç üretim miktarı artmakta, şebekeden alınan elektrik miktarı azalmaktadır. Öte yandan, fuel-oil ile çalışılan senaryoda şebekeden enerji temini ön planda tutulmuş, santral düşük güçlerde çalıştırılmıştır. Hangi yakıtın kullanılacağı maliyet açısından değerlendirilmiş olmakla birlikte; çevresel, teknik ve güvenlik açısından da konunun tartışılması ve ilave optimizasyon problemlerinin geliştirilmesi gerektiği ortaya konmuştur.

Beşinci bölümde solar enerjinin olmadığı senaryo da çalışılmış böylelikle fabrikanın solar enerjiden sağladığı günlük kar elde edilmiştir. Olası bir yeni yatırımın finansal fizibilite çalışmasında kullanabilecek doneler oluşturulmuştur. Solar enerjinin ürettiği günlük miktar aynı zamanda çevre ve sürdürülebilirlik çalışmalarında kullanılabileceğinden, karbon salınım hesaplamaları yapılarak iklim kanunlarına uyum ve karbon piyasalarına entegrasyon değerlendirilmelerinin yapılacağı yeni çalışmalar yürütülebilecektir.

KAYNAKLAR

- [1] Aksu M., Sakarya Ş., (2021), “Güneş Enerjisi Santrali Yatırımlarının Ekonomik Analizi”, Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi, 56(4) 2021, 2177-2197.
- [2] Web 1, (2021), <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-elektrik>, (Erişim Tarihi: 18.04.2023).
- [3] Kaya E., Koç E., (2014), “Enerji Üretim Santralleri Maliyet Analizi”, Mühendis ve Makine, 56 (660), 61-68.
- [4] Erten M., Aydılek H., (2022), “Solar Power Prediction using Regression Models”, Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi UMAGD, 14(3), 333-342.
- [5] Soroudi A., (2017), “Power System Optimization Modeling in GAMS”, 2017, Springer International Publishing, Dublin, Ireland.
- [6] Wael T., Ehab F., (2015), “A Fully Decentralized Approach for Solving the Economic Dispatch Problem”, IEEE Transactions on Power System, 30(4), 2179-2189.
- [7] Rabih A., Alun H., Brian J., (2000), “A Homogeneous Linear Programming Algorithm for the Security Constrained Economic Dispatch Problem”, IEEE Transactions on Power System, 15(3), 930-936.
- [8] Soroudi A., Rabiee A., (2013), “Optimal Multi-area Generation Schedule Considering Renewable Resources Mix: A Real-Time Approach”, IET Generation, Transmission and Distribution, 7(9).
- [9] Park J., Lee K., Shin J., Kwang Y., (2005), “A Particle Swarm Optimization for Economic Dispatch With Nonsmooth Cost Functions”, IEEE Transactions On Power Systems, 20(1).
- [10] Sreenivasulu G., Sahoo N.C., Balakrishna P., (2022), “Dynamic economic dispatch of transactive energy market using dynamic programming with state-restructuring feature”, Electric Power Systems Research 210, 108045.
- [11] Demolli H., Ecemiş A., Dokuz A.Ş., Gokcek M., (2019), “Makine Öğrenmesi Algoritmalarıyla Güneş Enerjisi Tahmini: Niğde İli Örneği”, International Turkic World Congress on Science and Engineering, 775-783, Niğde/Türkiye.
- [12] Wolff B., Kühnert J., Lorenz E., Kramer O., Heinemann D., (2016), “Comparing support vector regression for PV power forecasting to a physical modeling approach using measurement, numerical weather prediction, and cloud motion data”, Solar Energy, 135, 197-208.

- [13] Mahmud K., Azam S., Karim A., Zobaed S., (2021), “Machine learning based pv power generation forecasting in alice springs”, IEEE Access, 1-13.
- [14] Korkmaz D., Açıkgöz H., Yıldız C., (2021) “A novel shortterm photovoltaic power forecasting approach based on deep convolutional neural network”, International Journal of Green Energy,18(5), 525-539.
- [15] Yıldız C., Açıkgöz H., (2021), “A kernel extreme learning machine-based neural network to forecast very shortterm power output of an on-grid photovoltaic power plant”, Energy Sources Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects, 43(4), 395–412.
- [16] Uğuz S., Oral O., Çağlayan N., (2019), “PV Güç Santrallerinden Elde Edilecek Enerjinin Makine Öğrenmesi Metotları Kullanılarak Tahmin Edilmesi”, Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi, 11(3),769-779, 2019.
- [17] Anbazhagan S., Kumarappan N., Neelen S., (2012), “Electricity Price Forecasting in an Ontario Power Market Using Artificial Neural Network”, First Int. Conf. on Computation of Power, Energy, Information and Communication, Tamil Nadu, India.
- [18] Shahidehpour M., Yamin H., Li Z., (2002), “Market Operations İn Electric Power Systems: Forecasting, Scheduling, and Risk Management”, 1st Edition, Wiley.
- [19] Ferreira A.P., Ramos J.G., Fernandes P.O., (2019), “A linear regression pattern for electricity price forecasting in the Iberian electricity market”, Revista Facultad de Ingeniería, No.93, 117-127.
- [20] Weron R., Misiorek A., (2006), “Short-term electricity price forecasting with time series models: A review and evaluation”, In W. Mielczarski (Ed.), Complex electricity markets (pp. 231–254). Łódź: IEPL& SEP.
- [21] Nargale K.K., Patil S.B., (2016), “Day ahead price forecasting in deregulated electricity market using Artificial Neural Network”. Int. Conf. Energy Effic. Technol. Sustain. ICEETS, 527–532.
- [22] Zareipour, H., (2008), “Price-based energy management in competitive electricity markets”, VDM Verlag.
- [23] Rajput R.K. (2006), “A Textbook of Power System Engineering”, 2nd Edition, Laxmi Publications.
- [24] Web 2, (2023), <https://abys.enerji.gov.tr/Account/Login?ReturnUrl=%2F>, (Erişim Tarihi: 26.06.2023)
- [25] Web 3, (2016), https://webdosya.csb.gov.tr/Termik_Santraller_Kilavuzu.pdf, (Erişim Tarihi: 26.06.2023)

- [26] Kehlhofer R. Rukes B., Hannemann F., Stirnimann F. (2009), “Combined-Cycle Gas & Steam Turbine Power Plant”, 3rd Edition, Pennwell.
- [27] Risto T., Aija K., (2008), “Comparison Of Electricity Generation Costs”, Lappeenranta University of Technology Faculty of Technology, Department of Energy and Environmental Technology Research report EN A-56, Lappeenranta.
- [28] Hacısmanoğlu S., (2002), “Kojenerasyon”, Bitirme Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi.
- [29] Zhao J.J., Gan Y.H. (2016), “The cost of electric power generation in Guangdong Province”, 2016 Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy, (11), 1014-1019.
- [30] Maurstad O., (2005), “An Overview of Coal based Integrated Gasification Combined Cycle (IGCC) Technology”, Energy Procedia, 1(1), 669-673, February 2009.
- [31] Kumar R., Kharma A., Tewari P.C., (2015), “Cost analysis of a coal-fired power plant using the NPV method”, Journal of Industrial Engineering International, vol. 11, 495–504.
- [32] Asiedu N., Adu.P., Ento E.K., Duodu A., (2019), “Energy Economics And Optimal Generation Mix Of Selected Power Plants Technologies İn Ghana”, Scientific African, vol. 2, March 2019.
- [33] Hirth L., Steckel C., (2016), “The role of capital costs in decarbonizing the electricity sector”, Environmental Research Letters, 11(11), 114010.
- [34] Saadat H., (2010), “Power System Analysis”, 3rd edition, PSA Pub.
- [35] Kök A., Yalçınöz T., (2005), “Açık artırmalı ekonomik yük dağıtım problemi için farklı bir yaklaşım”, 1. Enerji Verimliliği ve Kalitesi Sempozyumu EVK, 71-75, Kocaeli, 17-18 Mayıs 2005.
- [36] Shereen A., Alqabli M.A., Naim A., (2023), “Forecasting Solar Photovoltaic Energy Production Using Linear Regression-Based Techniques”, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 101(9), 15th May 2023.
- [37] John F., (2008), “Applied Regression Analysis And Generalized Linear Models”, 2nd Edition, Sage.
- [38] Du H., (2022), “Efficacy Evaluation of Statistical Prediction Models: A Comparative Analysis based on ARIMA Model, Grey Model and Polynomial Regression Model”, Highlights in Business, Economics and Management, Vol 1, 2022.
- [39] Web 4, (2021), <https://online.palgaz.com.tr/ticari/satis-tarifeleri>, (Erişim Tarihi: 27.06.2023).

- [40] Web 5, (2021), <https://paracevirici.com/doviz-arsiv/merkez-bankasi/gecmis-tarihli-doviz/2021/amerikan-dolari>, (Erişim Tarihi: 27.06.2023).
- [41] Web 6, (2021), <https://bildirim.epdk.gov.tr>, (Erişim Tarihi: 27.06.2023).
- [42] Web 7, (2023), <https://support.minitab.com/en-us/minitab/21/help-and-how-to/statistical-modeling/regression/how-to/fitted-line-plot/before-you-start/overview/>, (Erişim Tarihi: 27.06.2023).
- [43] Web 8, (2019), <https://www.arcelikglobal.com/surdurulebilirlik>, (Erişim Tarihi: 06.05.2023).
- [44] Web 9, (2019), <https://www.zorlu.com.tr/akillihayat2030>, (Erişim Tarihi: 28.06.2023).
- [45] Bekçioğulları M.F., Dikici B., Açıkgoz H., Keçecioglu Ö.F., (2021), “Güneş Enerjisinin Kısa-Dönem Tahmininde Farklı Makine Öğrenme Yöntemlerinin Karşılaştırılması”, EMO Bilimsel Dergi, 11(22), 37-45.
- [46] Web 10, (2023), <https://www.iea.org/reports/world-energy-investment-2023/overview-and-key-findings>, (Erişim Tarihi: 28.06.2023).
- [47] Abuella M., Chowdury B., (2016), “Solar Power Forecasting Using Support Vector Regression”, Proceedings of the American Society for Engineering Management International Annual Conference, 2016.
- [48] Akcan E., Kuncan M., (2020), “PVsyst Yazılımı ile 30 kW Şebekeye Bağlı Fotovoltaik Sistemin Modellenmesi ve Simülasyonu”, Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi Sayı 18, 248-261, Mart-Nisan 2020.
- [49] Şahan M., Tokat Ö., Okur Y., (2015), “Osmaniye’de Günlük Toplam Güneş Işınım Ölçümleri”, SDU Journal of Science (E-Journal), 2015, 10 (2), 97-105.
- [50] Yang H., Wei Z., Chengzhi L., (2009), “Optimal design and techno-economic analysis of a hybrid solar-wind power generation system,” Appl. Energy, 86(2), 163–169.
- [51] Web 11, (2022), <https://enerji.gov.tr/eigm-yenilenebilir-enerji-kaynaklar-gunes>, (Erişim Tarihi: 28.06.2023).
- [52] Web 12, (2022), <https://www.pvsyst.com/help>, (Erişim Tarihi: 28.06.2023).
- [53] Web 13, (2023), <https://www.oracle.com/tr/artificial-intelligence/machine-learning/what-is-machine-learning>, (Erişim Tarihi: 01.07.2023).
- [54] Metlek S., Kayaalp K., (2020), “Makine Öğrenmesinde, Teoriden Örnek Matlab Uygulamalarına Kadar Destek Vektör Makineleri”, İksad Yayınları.

- [55] Aydın S., Özkül A., (2015), “Veri Madenciliği Ve Anadolu Üniversitesi Açıköğretim Sisteminde Bir Uygulama”, Eğitim ve Öğretim Araştırmaları Dergisi, 4(3), 38.
- [56] Alpaydın E., (2010), “Introduction to Machine Learning”, Second Edition, The MIT Press.
- [57] Web 13, (2023), <https://aws.amazon.com/tr/what-is/machine-learning>, (Erişim Tarihi: 28.06.2023).
- [58] Kaelbling L.P., Littman M. L., Moore A.W., (1996), “Reinforcement learning: A survey”, Journal of Artificial Intelligence Research, 4, 237-285.
- [59] Montgomery D.C., Peck E.A., Vining G.G., (2012), “Introduction to Linear Regression Analysis”, Fifth edition, Wiley.
- [60] Web 14, (2023), <https://bookdown.org/ugurdar/dogrusalregresyon>, (Erişim Tarihi: 28.06.2023).
- [61] Smola A.J., Schölkopf B., (2004), “A tutorial on support vector regression”, Statistics and Computing 14: 199–222.
- [62] Web 15, (2020), <https://towardsdatascience.com/machine-learning-basics-decision-tree-regression-1d73ea003fda>, (Erişim Tarihi: 29.06.2023).
- [63] Web 16, (2018), <https://medium.com/data-science-tr/makine-ogrenmesi-dersleri-3a-karar-agaclari-regresyon-9cdfa9218a68>, (Erişim Tarihi: 29.06.2023).
- [64] Jijo B.T., Abdukazeez A.M., (2021), “Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning”, Journal of Applied Science and Technology Trends 2(1), 20-28.
- [65] Hastie T., Tibshirani R., Friedman J., (2009), “The Elements of Statistical Learning”, Second edition, Springer.
- [66] Web 17, (2019), <https://towardsdatascience.com/ensemble-methods-bagging-boosting-and-stacking-c9214a10a205>, (Erişim Tarihi: 29.06.2023).
- [67] Web 18, (2019), <https://medium.com/deep-learning-turkiye/ensemble-learning-bagging-ve-boosting-50643428b22b>, (Erişim Tarihi: 29.06.2023).
- [68] Web 19, (2022), <https://www.kdnuggets.com/2022/10/ensemble-learning-examples.html>, (Erişim Tarihi: 29.06.2023).
- [69] Web 20, (2022), <https://www.kdnuggets.com/2022/07/boosting-machine-learning-algorithms-overview.html>, (Erişim Tarihi: 29.06.2023).
- [70] James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R., (2021), “An Introduction to Statistical Learning with Applications in R”, Second edition, Springer.

- [71] Rasmussen C.E., Williams C.K.I., (2006), “Gaussian Processes for Machine Learning”, the MIT Press.
- [72] Ulaş M., (2023), “Gauss Süreç Regresyonu ve Destek Vektör Makineleri Kullanılarak Değerlendirilen Kendiliğinden Yerleşen Beton Davranışının Deneysel Veri İle Doğrulanması”, Fırat Üniversitesi Müh. Bil. Dergisi Araştırma Makalesi, 35(1), 379-388.
- [73] Snelson E., Ghahramani Z., (2007), “Local and global sparse Gaussian process approximations”, Eleventh International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, PMLR 2:524-531.
- [74] Kutner M.H., Nachtsheim C.J., Neter, J., Li, W., (2004), “Applied Linear Statistical Models”, Fifth edition, McGraw-Hill Education.
- [75] Kara Ş., Şamlı R., (2021), “Yazılım Projelerinin Maliyet Tahmini için WEKA’da Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Karşılaştırmalı Analizi”, Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi Sayı 23, 415-426, Nisan 2021.
- [76] Taş B., (2018), “Electricity price forecasting using hybrid time series models”, Bitirme Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi.
- [77] Joskow, P. L. (2008), “Lessons learned from electricity market liberalization”, The Energy Journal, 29(2), 9-42.
- [78] Jamasb T., Nuttall W.J., Pollitt M., (2008), “The case for a new energy research, development and promotion policy for the UK”, Energy Policy, 36(12), 4610-4614.
- [79] Escribano A., Ignacio J.P., Villaplana P., (2011), “Modelling electricity prices: International evidence”, Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 73(5), 622–650.
- [80] Nogales F., Contreras J., Conejo A., Espinola R., (2002), “Forecasting next-day electricity prices by time series models,” IEEE Transactions on Power Systems, 17(2), 342–348.
- [81] 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(4), 1030-1081.
- [82] Bahçe S., Taymaz E., (2008), “The impact of electricity market liberalization in turkey "free consumer" and distributional monopoly cases,” Energy Economics, 30(4), 1603–1624.
- [83] Bagdadioglu N., Odyakmaz N., (2009), “Turkish electricity reform”, Utilities Policy, 17(1), 144–152.

- [84] Kölmek M.A., Navruz I., (2015), “Forecasting the day-ahead price in electricity balancing and settlement market of Turkey by using artificial neural networks”, Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 23(3), 841–852.
- [85] Biçen Y., (2016), “Türkiye Elektrik Enerjisi Piyasası Gelişim Süreci: Gün Öncesi ve Dengeleme Güç Piyasası Özellikleri”, Karaelmas Fen ve Müh. Derg. 6(2), 432-438.
- [86] Web 21, (2023), <https://www.epias.com.tr/epias-kurumsal/hissedarlarımız>, (Erişim Tarihi: 29.06.2023).
- [87] Karatekin C., Başaran T., (2022), “Gün Öncesi Piyasasında Elektrik Enerjisi Fiyatının Veri Analizi ile Tahmin Edilmesi”, Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 12(4), 2075–2084.
- [88] Web 22, (2023), <https://seffaflik.epias.com.tr/transparency>, (Erişim Tarihi: 29.06.2023).
- [89] Ataseven B., (2013), “Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi”, Öneri, 10(39), 101-115.
- [90] Hyndman R.J., Athanasopoulos G., (2018), “Forecasting: Principles and Practice”, 2nd edition, Otexts.
- [91] Nielsen A., (2019), “Practical Time Series Analysis”, 1th edition, O’reilly.
- [92] Akgül I., (1994), “Zaman Serisi Analizi ve Öngörü Modelleri”, Öneri, 1(1), 52-69.
- [93] Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C., Ljung G.M., (2015), “Time Series Analysis: Forecasting and Control”, Fifth edition, Wiley.
- [94] Shumway R.H., Stoffer D.S., (2017), “Time Series Analysis and Its Applications”, Fourth edition, Springer.
- [95] Seveli O., Başer V.G., (2020), “Covid-19 Salgınına Yönelik Zaman Serisi Verileri ile Prophet Model Kullanarak Makine Öğrenmesi Temelli Vaka Tahminlemesi”, Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi Sayı 19, 827-835, Ağustos 2020.

ÖZGEÇMİŞ

Sinan Yazıcı 2011 senesinde başladığı Yıldız Teknik Üniversitesi Elektrik Mühendisliği bölümünden onur derecesiyle 2016 senesinde mezun oldu. Aynı yıl girdiği Ereğli Demir Çelik şirketinde Elektrik Bakım Mühendisi olarak 3 sene çalıştı. 2020 yılında Gebze Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında yüksek lisans öğrenimine başlayan Yazıcı, aynı sene Uzman Elektrik Mühendisi olarak çalışmaya başladığı Arçelik A.Ş.'de kariyerine aynı şirkette Lider Elektrik Mühendisi olarak devam etmektedir.