T.C.
HAKKARİ ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
MAKİNA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YAPAY SİNİR AĞLARI İLE HAKKARİ İLİ DOĞALGAZ TÜKETİM TAHMİNİ

Bilal ÇİÇEK

Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Tayfun ÇETİN

HAKKARİ
2024

T.C.
HAKKARİ ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE
HAKKARİ

Makine Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Programı öğrencisi Bilal ÇİÇEK tarafından hazırlanan, Yapay Sinir Ağları İle Hakkari İli Doğalgaz Tüketim Tahmini, başlıklı tez, 28/06/2024 tarihinde yapılan savunma sonucunda aşağıda isimleri bulunan jüri üyelerince kabul edilmiştir.

	Ünvanı	Adı Soyadı	Kurumu	İmzası
Başkan :	Doç.Dr.	Hakan GÜNDOĞMUŞ	Hakkari Üniversitesi	
Üye :	Dr. Öğr. Üyesi	Tayfun ÇETİN	Hakkari Üniversitesi	
Üye :	Dr. Öğr. Üyesi	Yakup KARAKOYUN	Yüzüncü Yıl Üniversitesi	

Jüri üyeleri tarafından kabul edilen bu (tezin türü) tezi, Enstitü Yönetim Kurulunun ……Sayılı kararıyla ……. tarihinde onaylanmıştır.

Prof. Dr. Mehmet ŞAHİN

Enstitü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezde sunulan tüm bilgi ve sonuçların, bilimsel yöntemlerle yürütülen gerçek deney ve gözlemler çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, çalışmada bana ait olmayan tüm veri, düşünce, sonuç ve bilgilere bilimsel etik kuralların gereği olarak eksiksiz şekilde uygun atıf yaptığımı ve kaynak göstererek belirttiğimi beyan ederim.

…/…/2024

Bilal ÇİÇEK

ÖZET

YAPAY SİNİR AĞLARI İLE HAKKARİ İLİ DOĞALGAZ TÜKETİM TAHMİNİ

Bilal ÇİÇEK
Yüksek Lisans Tezi, Makine Mühendisliği
Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Tayfun ÇETİN
2024, 99 s.

Günümüzde enerji tüketimi, çevresel etkileri ve kaynakların sürdürülebilirliği gibi önemli faktörler göz önünde bulundurularak titizlikle yönetilmesi gereken bir alan haline gelmiştir. Doğalgaz tüketiminin gelecekteki eğilimlerini öngörmek ve etkin kaynak yönetimini geliştirmek enerji sektöründe stratejik öneme sahiptir.

Bu çalışmada, 2020, 2021 ve 2022 yıllarına ait nispi nem, güneşlenme süresi, sıcaklık, güneşlenme şiddeti, radyasyon ve abone sayıları ile doğalgaz tüketim miktarı arasındaki ilişkiyi incelemek ve 2023 yılının ilk 9 ayı için doğalgaz tüketim miktarını tahmin etmek amacıyla yapılmıştır. Bu amaçla, çoklu doğrusal regresyon analizi ile makine öğrenimi alanında sıkça kullanılan randomforest, gradientboosting ve xgboost algoritmaları kullanılmıştır. Çalışmada tüketim miktarı bağımlı değişken, diğer veriler bağımsız değişken olarak seçilmiştir. Verilerin analizi ve tahminleme süreci Python programlama dili kullanılarak Visual Studio Code (VSCode) entegrasyonuyla gerçekleştirilmiştir. Modellerin performansı, Hata Karelerinin Ortalaması (MSE), Kök Hata Karelerinin Ortalaması (RMSE), Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE) ve R-Kare (R^2) gibi değerler üzerinden değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, RandomForest algoritması en iyi performansı göstermiştir. RandomForest modeli ile elde edilen tahminlerin MSE değeri 165396993, RMSE değeri 12860, MAPE değeri %0.2 ve R^2 değeri ise 0.92 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlar, RandomForest algoritmasının 2023 yılının ilk 9 ayı için doğalgaz tüketim miktarı tahminlerinde en doğru ve güvenilir sonuçları sağladığını göstermektedir.
Anahtar Kelimeler: Doğalgaz, Tahminleme, Makine Öğrenmesi

ABSTRACT

NATURAL GAS CONSUMPTION FORECASTING IN HAKKÂRİ PROVINCE WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Bilal ÇİÇEK

Master of Science Thesis, Mechanical Engineering

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Tayfun ÇETİN

2024, 99 p.

Today, energy consumption has become an area that needs to be meticulously managed, taking into account important factors such as environmental impacts and sustainability of resources. Predicting future trends in natural gas consumption and improving efficient resource management is of strategic importance in the energy sector.

In this study, it is aimed to examine the relationship between relative humidity, sunshine duration, temperature, insolation intensity, radiation and subscriber numbers and the amount of natural gas consumption for the years 2020, 2021 and 2022 and to predict the amount of natural gas consumption for the first 9 months of 2023. For this purpose, multiple linear regression analysis and randomforest, gradientboosting and xgboost algorithms, which are frequently used in machine learning, were used. In the study, consumption amount was selected as the dependent variable and other data as independent variables. The data analysis and forecasting process was performed with Visual Studio Code (VSCode) integration using Python programming language. The performance of the models was evaluated based on the Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and R-Square (R^2). According to the results obtained, the RandomForest algorithm showed the best performance. The MSE value of the predictions obtained with the RandomForest model was 165396993, RMSE value was 12860, MAPE value was 0.2% and R^2 value was 0.92. These results show that the RandomForest algorithm provides the most accurate and reliable results in natural gas consumption forecasts for the first 9 months of 2023.

Key Words: NaturalGas, Forecasting, Machine Learning

ÖNSÖZ

Yenilenebilir enerji kaynaklarının desteklenmesine karşın, bu yapıların yatırım maliyetlerinin yüksek olması ve yıl içerisinde enerji üretimi açısından yük faktörlerinin düşük olması nedeniyle birincil enerji kaynakları içinde daha çevreci olan doğalgaza olan ilgiyi artırmıştır. Günlük artan bu enerji talebi, kesintisiz, doğru ve optimum şekilde gaz arzı sağlanabilmesi için doğru bir şekilde projelerin hesaplanmasını zorunlu kılmıştır.

Türkiye, doğalgaz ihtiyacını karşılamak için tamamen ithalata bağımlıdır. Ülkemizin doğalgaz depolama kapasitesi, yıllık ihtiyacımızın sadece %5'ini karşılayabilmektedir. Bu durum, doğalgaz tüketim miktarının tahminini son derece önemli hale getirmektedir. Doğalgaz tüketiminin gerçeğe yakın olarak tahmin edilmesi, sektördeki yatırımları etkileyecek, gaz alım anlaşmalarını daha karlı hale getirecek ve sektörün parlak bir geleceğe adım atmasını sağlayacaktır.

30 yıllık projeksiyondaki öngörüler baz alınarak hazırlanan doğalgaz dağıtım projeleri ve yatırım faaliyetlerinde potansiyel tüketimin doğru tahmini yatırımların gerçekleştirilebilmesi için oldukça önemlidir. Bu bilinç ile literatürde yapılan doğalgaz tüketim tahminlemesi çalışmaları incelenmiş Hakkari ili için yapay sinir ağları ile tüketim tahmini yapmayı amaçlanmıştır.

Bilal ÇİÇEK

İÇİNDEKİLER

TEZ BİLDİRİMİ.....ii

ÖZET.....iii

ABSTRACT.....iv

ÖNSÖZ.....v

İÇİNDEKİER.....vi

SİMGELER DİZİNİ.....xi

ŞEKİLLER DİZİNİ.....xiii

TABLOLAR DİZİNİ.....xv

1. GİRİŞ.....1

1.1. Tezin Amacı.....2

1.1.1. Hipotez.....2

1.2. Enerji Kaynakları.....3

1.2.1. Türkiye'nin Enerji Görünümü.....4

1.2.2. Türkiye'nin Enerji Gücünün Kaynaklara Göre Dağılımı.....5

1.2.2.1. Elektrik.....6

1.2.2.2. Petrol.....6

1.2.2.3. Hidrolik.....7

1.2.2.4. Rüzgar.....7

1.2.2.5. Güneş.....8

1.2.2.6. Jeotermal.....8

1.2.2.7. Biyokütle.....9

1.2.2.8. Doğal gaz.....9

1.3. Doğal Gaz.....12

1.3.1. Doğal Gaz Nedir?....12
1.3.2. Doğal Gaz Tarihçesi....13
1.3.3. Doğal Gazın Kullanıma Hazırlanması....14
1.3.4. Doğal Gazın Kimyasal Özellikleri....14
1.3.5. Doğal Gazın Yanması....15
1.4. Doğal Gaz Piyasası....16
1.4.1. Dünya Doğal Gaz Piyasası....16
1.4.1.1. Küresel doğal gaz rezervlerinin ömrü....18
1.4.2. Türkiye Doğal Gaz Piyasası....20
1.4.2.1. Üretim....20
1.4.2.2. İthalat....20
1.4.2.3. İhracat....20
1.4.2.4. Depolama....20
1.4.2.5. Tüketim....21
1.5. Şehir İçi Doğal Gaz Dağıtımı....21
1.6. Doğal Gaz İletim Hatları....22
1.6.1. Rusya Federasyonu Türkiye Doğal Gaz Ana İletim Hattı....23
1.6.2. Doğu Anadolu Doğal Gaz Ana İletim Hattı....23
1.6.3. Samsun – Ankara Doğal Gaz Ana İletim Hattı....23
1.6.4. Türkiye – Yunanistan Doğal Gaz Boru Hattı....24
1.6.5. Bakü – Tiflis – Erzurum Doğal Gaz Boru Hattı (BTE)....24
1.6.6. Dörtyol Yüzer LNG Depolama ve Gazlaştırma Terminali (FSRU)....25
1.6.7. TANAP (Trans Anatolian Project)....25
1.6.8. Türk Akım Projesi....25

1.6.9. Kuzey Marmara Doğal Gaz Depolama Tevsi (Faz-III) Projesi 26
1.6.10. Saros FSRU Terminali ve Kara Boru Bağlantı Hattı Projesi 26
1.6.11. Batı Karadeniz DGBH ve Ölçüm İstasyonu Projesi 26
1.7. Doğal Gaz Dağıtım Hatları 27
1.8. Basınç Sistemlerine Göre Doğal Gaz Şebekesi 28
1.8.1. Yüksek Basınçlı Şebeke 29
1.8.2. Orta Basınçlı Şebeke 29
1.8.3. Düşük Basınçlı Şebeke 30
1.8.4. Şebeke Mimarisine Göre Şebeke Çeşitleri 30
1.9. Doğal Gaz Hattının Projelendirilmesi 32
1.9.1. Doğal Gaz Tüketimini Etkileyen Faktörler 34
1.10. Hakkari İline Ait Veriler 34
1.10.1. Fiziki Yapı 35
1.10.2. Bitki Örtüsü 35
1.10.3. İklimi 35
1.10.4. Nüfus Bilgileri 36
1.10.5. Bina ve Konut Bilgileri 36
1.11. Makine Öğrenmesi 37
1.12. Yapay Sinir Ağları 40
1.12.1. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları 40
1.12.2. Yapay Sinir Ağının Yapısı 41
1.12.3. Yapay Sinir Ağlarının Temel Elemanları 42
1.12.3.1.Girdiler 42
1.12.3.2.Ağırlıklar 43

1.12.3.3.Birleştirme fonksiyonu....43
1.12.3.4.Aktivasyon fonksiyonu....44
1.12.3.5.Çıktı....46
1.13. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması....46
1.13.1. Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları....46
1.13.1.1.Tek katmanlı algılayıcılar....46
1.13.1.2.Çok katmanlı algılayıcılar....47
1.13.1.3.İleri beslemeli yapay sinir ağları....47
1.13.1.4.Geri beslemeli yapay sinir ağları....48
1.13.2. Öğrenme Algoritmalarına Göre Yapay Sinir Ağları....49
1.13.2.1.Denetimli ve denetimsiz öğrenme....49
1.14. Model Öğrenme Parametreleri....49
1.15. Doğal Gaz Tüketiminin Gelecek Projeksiyonu....52
1.15.1. Öznel tahminleme....52
1.15.2. Regresyon analizi....53
1.15.3. Box-Jenkins tekniği....53
1.15.4. Yapay sinir ağı modeli....53
1.15.5. Bulanık mantık modelleri....54
2. LİTERATÜR TARAMASI....55
3. MATERYAL VE YÖNTEM....64
3.1. Verilerin Elde Edilmesi ve İşlenmesi....64
3.1.1. Nispi Nem....65
3.1.2. Güneşlenme Süresi....65
3.1.3. Sıcaklık....65

3.1.4. Güneşlenme Şiddeti 65
3.1.5. Radyasyon 65
3.1.6. Abone Sayısı 65
3.2. Tahmin Yönteminde Kullanılan Algoritmalar 66
3.2.1. Çoklu Doğrusal Regresyon 66
3.2.2. Random Forest (Rastgele Orman) Algoritması 67
3.2.3. Gradient Boosting (Gradyan Artırma) Algoritması 67
3.2.4. XGBoost (Aşırı Gradyan Artırma) Algoritması 68
3.3. Hiperparametre 68
3.3.1. Grid Search 68
3.3.1.1. n_estimators 69
3.3.1.2. learning_rate 69
3.3.1.3. max_depth 70
3.4. Performans Ölçüm Metrikleri 70
4. BULGULAR 72
4.1. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi 76
4.2. Random Forest 77
4.3. Gradient Boosting 79
4.4. XGBoost 81
5. TARTIŞMA VE SONUÇ 89
KAYNAKLAR 91
ÖZGEÇMİŞ 99

SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler

Barg:	Bar gauge
Bcm:	Milyar metreküp
CH4:	Metan
CO2:	Karbondioksit
Gm³:	Gigametreküp
H2O:	Su Buharı
KWh:	Kilowattsaat
MW:	Megawatt
MWt:	Megawatt thermal
m³:	Metreküp
Sm³:	Standart metreküp
TWh:	Terawattsaat

Kısaltmalar

ARDL:	Gecikmesi Dağıtılmış Otoregresif Sınır Testi
ARIMA:	Durağan Olmayan Doğrusal Stokastik
BEPA:	Biyokütle Enerjisi Potansiyel Atlası
BİLSTM:	İki Yönlü Uzun-Kısa Süreli Bellek
BOTAŞ:	Boru Hatları İle Taşıma Anonim Şirketi
BP:	British Petroleum
EPİAŞ:	Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.
ETKB:	Enerji Ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı
GEPA:	Türkiye Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlası
GRU:	Kapalı Tekrarlayan Birim
LPG:	Sıvılaştırılmış Petrol Gaz
LSTM:	Uzun Kısa Vadeli Hafıza Ağları
MAPE:	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
MLP:	Çok Katmanlı Algılayıcı

MLR:	Çoklu Doğrusal Regresyon
MTEP:	Milyon Ton Eşdeğer Petrol
NARX:	Nonlineer Sistem Modelleme
OECD:	İktisadi İşbirliği Ve Kalkınma Teşkilatı
OTSP:	Organize Toptan Doğalgaz Satış Piyasası
PE:	Polietilen Boru
REPA:	Türkiye Rüzgâr Enerjisi Potansiyeli Atlası
RMS:	Regülatör Ve Ölçüm İstasyonu
RMSE:	Ortalama Karesel Hata
RNN:	Yinelenen Sinir Ağları
SARIMA:	Mevsimsel Otoregresif Bütünleşik Hareketli OrtalamaA
SSCB:	Sovyet Sosyalist Cumhuriyetler Birliği
TBATS:	Trend Büyüme Faktörleri ve Mevsimsellik Bileşenleri ile Zaman Serisi Analizi
TMMOB:	Türk Mühendis Ve Mimar Odaları Birliği
TOPSIS:	Çok Kriterli Karar Verme Yöntemi
TÜİK:	Türkiye İstatistik Kurumu
UGETAM:	İstanbul Uygulamalı Gaz Ve Enerji Teknolojileri Araştırma Mühendislik A.Ş
YSA:	Yapay Sinir Ağları

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Enerji kaynaklarının sınıflandırılması 3
Şekil 1.2. Türkiye'nin kurulu gücünün kaynaklara göre dağılımı 5
Şekil 1.3. Enerji kaynaklarına göre Türkiye kurulu güçleri.....5
Şekil 1.4. Dünya petrol rezervi dağılımı 7
Şekil 1.5. İşlenmemiş doğal gazın temel elemanları.....12
Şekil 1.6. Doğal gaz oluşumu 13
Şekil 1.7. İdeal yanma.....15
Şekil 1.8. Doğal gaz yanma denklemi 16
Şekil 1.9. 2020 yılı dünya doğal gaz rezervleri dağılımı 17
Şekil 1.10. 2020 en fazla doğal gaz rezervine sahip 10 ülke 18
Şekil 1.11. Bölgelere göre doğal gaz rezervi ve rezerv ömrü.....19
Şekil 1.12. 2022 yılı küresel birincil enerji tüketim oranları 19
Şekil 1.13. Türkiye doğal gaz tedarik haritası 22
Şekil 1.14. Doğal gazın tüketiciye ulaşana kadar geçtiği aşamalar 28
Şekil 1.15. İşletme basınçlarına göre hat kategorilerinin gösterimi.....29
Şekil 1.16. Orta basınçlı hat ile düşük basınçlı hat aracılığıyla teslim 30
Şekil 1.17. Dal şebeke modeli.....31
Şekil 1.18. Mesh (ağ) şebeke modeli 31
Şekil 1.19. Rms istasyon şeması 33
Şekil 1.20. Şehir içi doğal gaz dağıtımı 33
Şekil 1.21. Makine öğrenmesi 39
Şekil 1.22. Yapay zeka bileşenleri 40
Şekil 1.23. Biyolojik sinir hücre yapısı.....41
Şekil 1.24. Yapay sinir ağları.....42
Şekil 1.25. Tek katmanlı algılayıcı modeli 46
Şekil 1.26. Çok katmanlı algılayıcı modeli.....47
Şekil 1.27. İleri beslemeli ağ yapısı 48
Şekil 1.28. Geri beslemeli ağ yapısı.....48
Şekil 3.1. Hiperparametre ayarı 69
Şekil 4.1. Yıllara göre aylık tüketim miktarları 73

Şekil 4.2. Yıllara göre aylık abone sayısı 73
Şekil 4.3. 2020-2022 yıllarına ait verilerin korelasyon haritası.....74
Şekil 4.4. Gerçek değerler ile çoklu doğrusal regresyon tahminleri.....76
Şekil 4.5. Gerçek değerler ile random forest algoritması tahminleri.....78
Şekil 4.6. Gerçek değerler ile gradient boosting algoritması tahminleri 80
Şekil 4.7. Gerçek değerler ile xgboost algoritması tahminleri.....82
Şekil 4.8. Gerçek değerlerle yapılan tahminlerin yöntemlere göre karşılaştırması .83
Şekil 4.9. Tüm modellere ait MSE metrik grafiği 84
Şekil 4.10. Tüm modellere ait RMSE metrik grafiği.....85
Şekil 4.11. Tüm modellere ait MAPE metrik grafiği.....87
Şekil 4.12. Tüm modellere ait R2 metrik grafiği 88

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo 1.1. Türkiye'nin doğalgaz tüketimi 11
Tablo 1.2. Yıllar itibariyle Türkiye'nin doğal gaz üretimi 11
Tablo 1.3. Doğalgaz konut abone sayıları 12
Tablo 1.4. Kaynak ülkelere göre doğal gaz ithalat miktarları 21
Tablo 1.5. Türkiye yıllara göre doğal gaz piyasası genel görünümü 22
Tablo 1.6. Uzun yıllar içinde gerçekleşen ortalama değerler.....35
Tablo 1.7. Ortalama hane başı yıllık gaz tüketimi ve yıllık toplam tüketim.....35
Tablo 1.8 Hakkari nüfus bilgileri 36
Tablo 1.9. Hakkari konut bilgileri 36
Tablo 1.10. Birleştirme fonksiyonu örnekleri 44
Tablo 1.11. Aktivasyon fonksiyonu örnekleri.....45
Tablo 3.1. Tahminlemede kullanılan parametreler.....64
Tablo 3.2. Hakkari iline ait veri seti 66
Tablo 3.3. Performans ölçüm metrikleri.....71

1. GİRİŞ

Ülkelerin kalkınabilmesi için ana ihtiyaçlarının başında, enerji bulunmaktadır. Gelişmiş olan ülkelerde devam eden toplumsal refah ve teknolojik ilerleyiş, gelişmeye devam eden ülkelerde sanayileşme ihtiyacı ve enerji alanındaki politikaları küresel bazlı, bölgesel bazlı ve yerel bazlı enerji kaynaklarının üstündeki baskıyı daima arttırmıştır. Özellikle 1970'li yıllarda meydana gelen petrol kıtlığı ardından enerjinin arzında güvenliğin oluşturulması, enerji kaynaklarında çeşitlendirme ve kullanılması arzulanan enerji tipinin az maliyetli olması daha da önemli hale gelmiştir. (Bayraç, 2009)

Güncel ekonomiler içerisinde enerji kaynaklarında git gide azalma sebebi ile enerjiyi daha ucuza elde etmek ve akılcı kullanmak gerekmektedir. Dünya nüfusunun hızla yükselmesi, enerji tüketimini de hızla artırmış, elde edilen enerjinin israf edilmeden kullanılmasını mecbur kılmıştır. Enerji kaynaklarındaki bu durum doğalgaz tüketimini de etkilemiştir.

Doğalgaz tüketim tahmini, ülkelerin ulusal enerji politikası ve planlamasının çok mühim bir alanıdır. Hatalı tahmin süreçleri, nihai tüketiciler için ekonomik kayıplara sebep olabilmekte, tedarik zinciri ve altyapının kötü organize edilmesine sebep olmaktadır. Doğru tahminler sayesinde, tüm piyasa aktörleri daha bilinçli kararlar verebilir, enerji kaynaklarının daha etkin bir şekilde kullanılması sağlanabilir, enerji güvenliği ve sürdürülebilirlik hedeflerine ulaşılabilir ve piyasada düzen ve istikrar korunabilir. (Wang vd., 2018). Artan doğalgaz talebleri ek yatırımlara sebep olmaktadır. Bu şekilde yatırım etkisi, kabul edilebilir sınırlar dışındaki hata oranları için talep tahmininde dengesizliğe yol açar. Artan tahmin hataları talep tahmini dengesizliğini de arttırır. Bu nedenle kıt kaynak olan doğalgazın optimum kullanımının doğru bir şekilde tahmin edilmesi son derece önemlidir. (Akpinar vd., 2017).

Doğalgaz tedarik süreçlerindeki ana hedef, enerjinin kaynağından son tüketiciye sorunsuz iletimidir. Dünya genelinde doğal gaz sanayi, konut, enerji üretimi sektörleri için çok önemlidir. Doğalgazın tüketim tahminini doğru bir

biçimde yapabilmek bu sebeple çok değerlidir. (Bai ve Liu, 2016; Oliver vd., 2017).

Bu çalışmanın amacı Yapay Sinir Ağları (YSA) ile Hakkari ilinin tüketim tahminini yapabilmektir. YSA'lar ilişkileri kavrayan ve daha sonra hiç karşılaşmadıkları örnekler hakkında öğrendikleri bilgilere dayanarak kararlar alan ve sonuçlar üreten sistemlerdir. YSA'lar geleneksel hesaplama yöntemlerinden farklı bir şekilde çalışır. Veriye dayalı bir öğrenme yaklaşımı benimseyen YSA'lar, önceden programlanmış kurallar yerine, veri kümelerinden çıkarımlar yaparak karar verir ve sonuç üretir. YSA'lar, birçok farklı sektörde geniş bir yelpazede uygulama imkânı sunmaktadır. (Öztemel,2012).

1.1. Tezin Amacı

Doğalgaz yatırımlarının etkin bir şekilde planlanması ve uygulanması, özellikle tüketicilere uygun maliyetler sunmak ve enerji yatırımlarındaki yüksek maliyetleri en aza indirerek projelendirme aşamasındaki kayıpları azaltmak açısından büyük bir öneme sahiptir. Bu bağlamda, temel parametrelerden biri, projenin gerçekleştirileceği bölgenin kısa ve uzun vadeli tüketim tahminlerinin doğru bir şekilde yapılmasıdır. Bu tez çalışması, doğalgaz alt yapı projelendirmesi ve enerji planlamasında kullanılabilecek bir model geliştirmeyi amaçlamaktadır. Bu çalışmanın amacı Hakkari ili için 2019-2023 yılları arasındaki veriler kullanılarak doğalgaz talep tahmini yapmaktır.

1.1.1. Hipotez

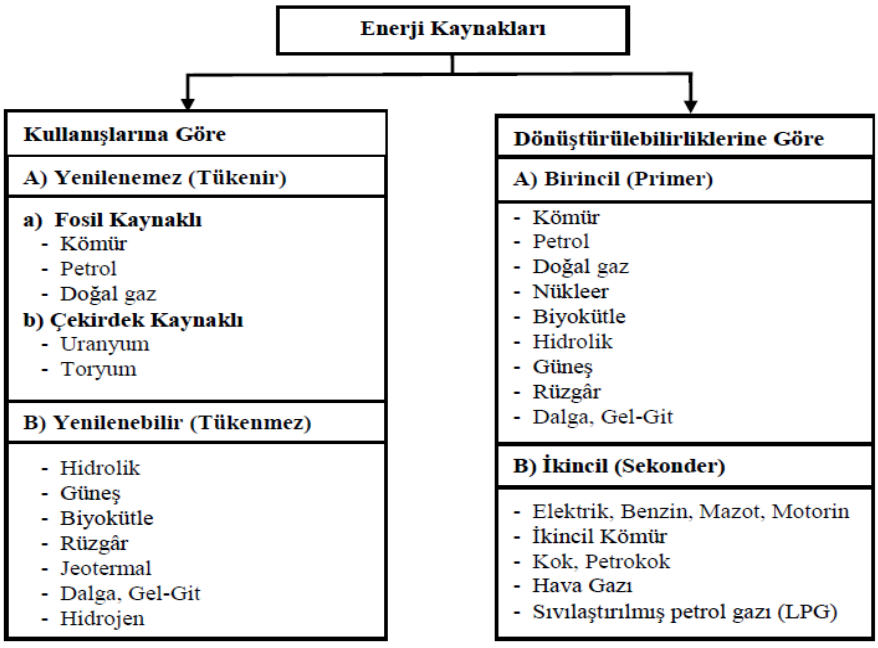
Ekonomik ve psikolojik faktörlerin yanı sıra, yıllara göre dağılım, sadece lineer bir karakteristik değil, aynı zamanda nüfus, doğalgaz satış bedeli, abone sayısı gibi çeşitli parametrelerin etkisi altında karmaşık bir şekilde şekillenmektedir. Bu bağlamda, girdiler arasındaki lineer olmayan etkileşimleri dikkate alan yapay sinir ağı yönteminin, doğalgaz tahminleme sürecinde kullanılmasıyla daha tutarlı bir gelecek projeksiyonu yapılabilir. Bu yaklaşımın benimsenmesiyle, literatüre önemli bir katkı sağlanabileceği düşünülmektedir.

1.2. Enerji Kaynakları

Enerji, iş yapma yeteneği olarak tanımlanır. Fiziksel bir sistemin yapısal özelliklerini değiştirmek için gerekli olan iş ile ilişkilidir. Farklı formlarda var olabilir ve bir formdan diğerine dönüştürülebilir. Bir fiziksel sistemde durumu değiştirmek için gereken iş, enerjinin tipine göre değişen hesaplamalarla belirlenebilir. (Yerebakan, 2010).

Enerji, evrenin temeli olan ve her şeyin işleyişini sağlayan bir güçtür. Bu gücü doğrudan doğadan aldığımızda birincil (primer) enerji**,** dönüştürdüğümüzde ise ikincil (sekonder) enerji olarak adlandırırız. Birincil enerji kaynakları doğada saf ve işlenmemiş halde bulunan kömür, petrol, nükleer, hidrolik, doğal gaz, dalga gel-git, biokütle, rüzgâr, güneş gibi enerji kaynaklarıdır. İkincil olan enerji kaynakları ise birincil olan enerji kaynaklarının dönüştürülmesiyle elde edilen motorin, benzin, havagazı, elektrik, kömür, lpg gibi enerji kaynaklarıdır. (Şenel, 2012).

Tükenme riski taşıyan enerji kaynaklarında planlı tüketim gerçekleştirmek ve yenilenebilir enerji tüketimini düzenlemek zorunlu hale gelmiştir.



Şekil 1.1. Enerji kaynaklarının sınıflandırılması

Kaynak: Koç ve Şenel (2013).

1.2.1. Türkiye’nin Enerji Görünümü

Son 20 yıldır Türkiye, enerji talebinde en hızlı artışı gösteren ülkelerden biri olmuştur. Bu artış, İktisadi İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD) ülkeleri arasında Türkiye'yi lider konuma taşırken, dünya genelinde de elektrik ve doğal gaz ihtiyacında Çin'den sonra ikinci sıraya yükseltmiştir.

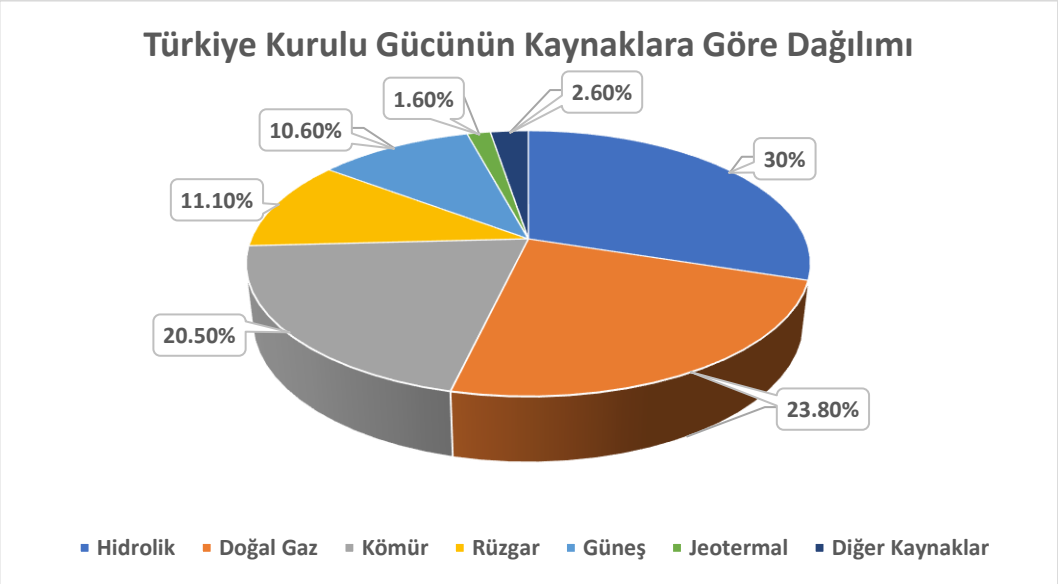
Türkiye, coğrafi konumu itibariyle petrol ve doğalgaz rezervlerinin %60'ına komşu bir bölgede yer alarak enerji açısından önemli bir konuma sahiptir. Böylelikle Türkiye'yi bölgedeki en büyük doğalgaz ve elektrik pazarlarından biri haline getirirken, ülkenin enerji talebini karşılamak için yaklaşık %74 oranında dışa bağımlı olması önemli bir sorun olarak ortaya çıkmaktadır. Bu durum, enerji güvenliğini tehlikeye atmakta ve Türkiye'yi uluslararası enerji fiyatlarının dalgalanmalarına karşı savunmasız hale getirmektedir.(MFA, 2023).

Türkiye'nin enerji stratejisi, güzergâh ve kaynak çeşitlendirmesi aracılığıyla enerji arz güvenliğini güçlendirmeyi amaçlamaktadır. Bununla birlikte, küresel ve bölgesel olarak enerjide güvenliğin sağlanması için katkıda bulunarak enerjide bulunduğu alanda bir ticaret merkezi olmayı amaçlamaktadır. Türkiye’nin, enerji planlamasına uluslararası düzeyde şekil veren temel faktörler aşağıdadır:

1. Hızla yükselen talebin ve dışa bağımlılığı düşünerek, gaz ve petrol tedarik edilirken çeşitlilik yaratmak,
2. Bölgesel ve küresel enerji güvenliği için yarar sağlamak,
3. Gerek coğrafi konumu gerekse enerji kaynaklarına kolay erişimi sayesinde bölgesel ticaret merkezi olmak,
4. Enerji tedarikinin her kademesinde sürdürülebilirlik ilkelerini göz önünde bulundurmayı amaçlamak,
5. Enerji kaynaklarını çeşitlendirerek ve yerli ve yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımını artırarak elektrikte dışa bağımlılığı azaltmak,
6. Enerji portföyüne nükleer enerjiyi dâhil etmek.

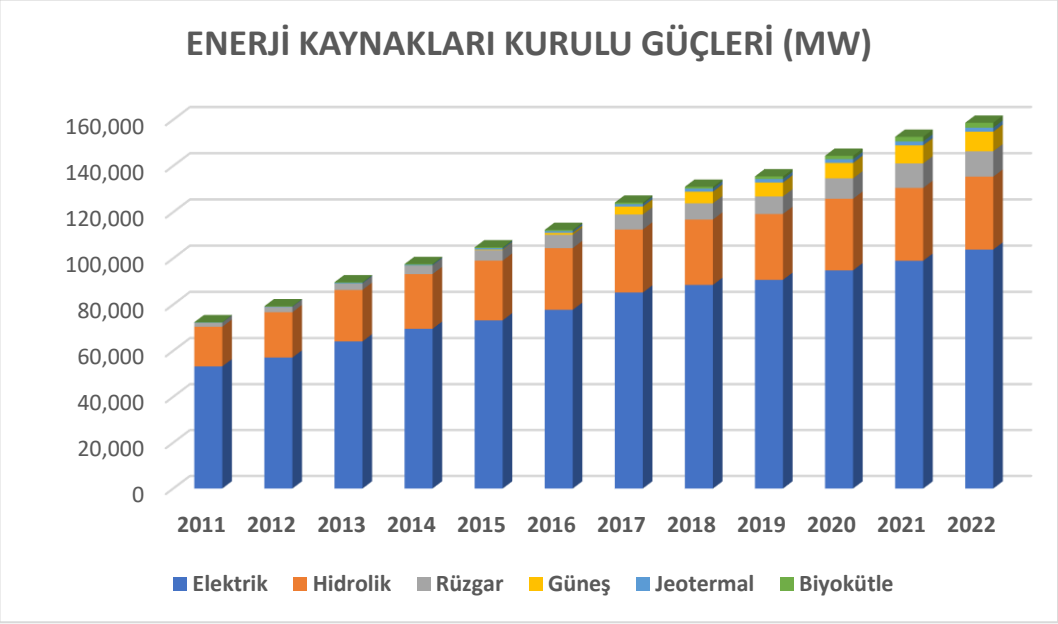
1.2.2. Türkiye'nin Enerji Gücünün Kaynaklara Göre Dağılımı

Aralık 2023 tarihinden itibaren, Türkiye'de bulunan kurulu enerji gücünün kaynaklara göre dağılımı Şekil 1.2 'de gösterilmiştir.



Şekil 1.2: Türkiye'nin kurulu gücünün kaynaklara göre dağılımı

Kaynak: ETKB, (2023).



Şekil 1.3: Enerji kaynaklarına göre Türkiye kurulu güçleri

Kaynak: ETKB, (2023).

1.2.2.1. Elektrik

2023 yılında Türkiye'nin elektrik enerjisi tüketimi küresel ekonomideki yavaşlama ve enerji fiyatlarındaki artış gibi faktörler sebebiyle bir önceki yıla göre %0,2 azalmış, 330,3 TWh'ye gerilemiştir. Elektrik üretimi ise kuraklık ve hidroelektrik santrallerinde üretim düşüklüğü gibi faktörler %0,6 azalmış, 326,3 TWh seviyesine gelmiştir. Ülkemizin Aralık ayı sonu itibarıyla kurulu gücü bir önceki yıla göre %4,4'lük bir artış ile 106.668 MW'a yükselmiştir.

Ayrıca, 2023 yılı Aralık ayı sonu itibarıyla Türkiye'de lisanssız santrallerde dahil olmak üzere toplam 13.077 adet elektrik enerjisi üretim santrali bulunmaktadır. Bu santrallerin türlerine göre dağılımı şu şekildedir: (ETKB,2023).

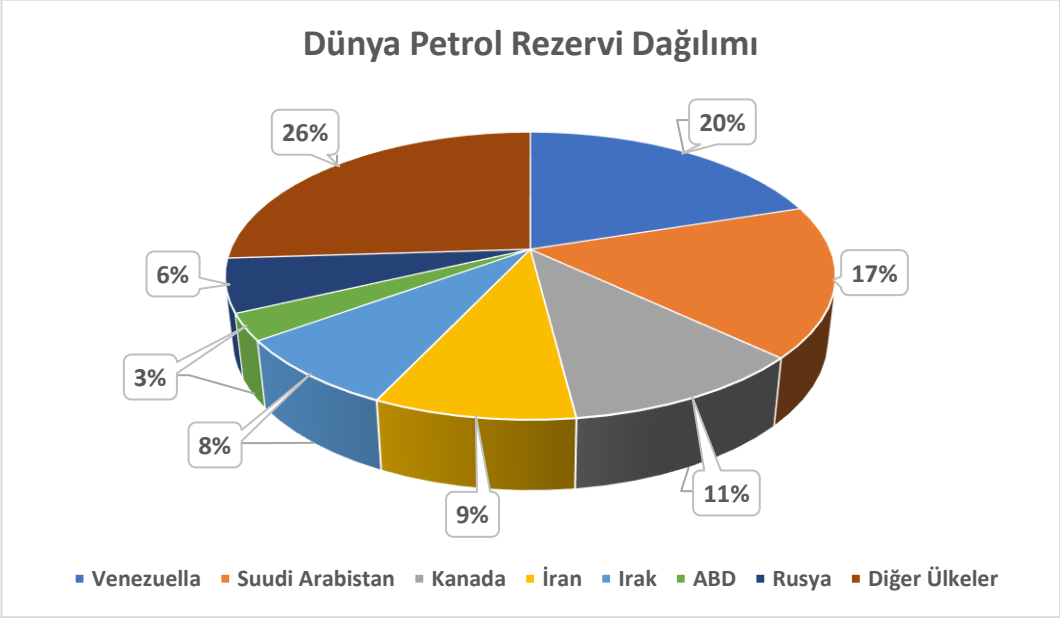
- Hidroelektrik: 756 adet
- Kömür: 68 adet
- Rüzgar: 365 adet
- Jeotermal: 63 adet
- Doğalgaz: 344 adet
- Güneş: 10.990 adet
- Diğer kaynaklar: 491 adet

1.2.2.2. Petrol

2021 yılı itibarıyla küresel ham petrol rezervi, toplamda 244,4 milyar ton olarak kaydedilmiştir. Venezuela, ham petrol rezervlerinin dağılımında %20'lik payıyla en büyük paya sahip ülkedir. ABD, Dünyanın en büyük ham petrol üreticisi olup, dünya üretiminin %17'sini gerçekleştirmektedir.

2022 yılında Türkiye'de ham petrol üretimi 3,58 milyon ton olarak gerçekleşirken, karşılığında ise 33,49 milyon ton ham petrol ithal edilmiştir. Bu verilere dayanarak, Türkiye'nin ham petrol ihtiyacının %90'ını ithalatla karşıladığı sonucuna ulaşılmaktadır. Üretilebilir rezerv miktarı 2022 itibarıyla yaklaşık 70 milyon ton olarak belirlenmiştir. Ayrıca 2022 yılında Türkiye'de ham petrol

kuyuları (191 adet) ve sondaj faaliyetlerinde (421.408 metre) önemli bir artış yaşanmıştır. (ETKB,2023).



Şekil 1.4: Dünya Petrol Rezervi Dağılımı

Kaynak: ETKB, (2023).

1.2.2.3. Hidrolik

2021'de hidroelektrik santrallerinden üretilen elektrik 55,5 milyar kWh olarak gerçekleşmiştir. 2022 Mayıs sonuna kadar olan süreçte ise hidrolik enerjiye bağlı elektrik üretimi yaklaşık olarak 35,2 milyar kWh'ye ulaşmıştır.

2022 Haziran sonunda ise elektrik kurulu gücümüz 31.558 MW'ye ulaşmıştır. Bu, toplam kurulu gücün %31'ine denk gelmektedir. Kurulu gücün yıllara göre değişimi ve toplam kurulu güç içindeki oranı Şekil 1.3'te gösterilmektedir. (ETKB,2023).

1.2.2.4. Rüzgâr

2006 yılında, Türkiye'nin rüzgâr enerjisi potansiyelini kapsamlı bir şekilde inceleyen "Türkiye Rüzgâr Enerjisi Potansiyeli Atlası (REPA-V1)" adlı çalışmaya göre mikro ölçekli rüzgâr akış modeli ve orta ölçekli sayısal hava tahmin modeli kullanılarak Türkiye'nin rüzgâr kaynakları ayrıntılı olarak analiz edildi. Analiz

sonucunda, yer seviyesinden 50 metre yüksekliğe kadar olan ve ortalama rüzgâr hızının yıllık 7,5 m/s'nin üzerinde olan uygun alanlarda kilometrekare başına 5 MW gücünde rüzgâr santrali kurulabileceği belirlendi. Yapılan hesaplamalar, Türkiye'de kurulabilecek toplam rüzgâr santrali kapasitesinin 47.849,44 MW olduğunu ortaya koymuştur.

2022 Haziran sonu itibarıyla Türkiye'de rüzgâr santrallerinden elde edilen elektrik kurulu gücü 10.976 MW'ye ulaşmıştır. Bu rakam, toplam kurulu gücümüzün %10,81'ini oluşturmaktadır. Kurulu gücün yıllara göre değişimi ve toplam kurulu güç içindeki oranı Şekil 1.3'te gösterilmektedir. (ETKB,2023).

1.2.2.5. Güneş

Türkiye, coğrafi konumu, güneşlenme süresi ve güneş enerjisi bakımından oldukça verimli bir ülkedir. Bu potansiyeli ortaya koyan önemli bir çalışma ise Türkiye Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlası (GEPA)'dır. GEPA Verilerine göre; toplam ortalama yıllık güneşlenme süresi 2.741 saat iken toplam ortalama yıllık ışınım değeri 1.527,46 kWh/m2'dir. Bu veriler, Türkiye'nin güneş enerjisinden önemli ölçüde elektrik üretebilecek kapasiteye sahip olduğunu göstermektedir.

2022 Haziran sonu itibarıyla Türkiye'de güneş enerjisine dayalı elektrik kurulu gücü 8.479 MW seviyesine ulaşmıştır. Bu rakam, toplam kurulu gücümüzün %8,35'ine denk gelmektedir. Kurulu gücün yıllara göre değişimi ve toplam kurulu güç içindeki oranı Şekil 1.3'te gösterilmektedir. (ETKB,2023).

1.2.2.6. Jeotermal

Ülkemiz, jeotermal enerji kaynakları bakımından oldukça zengindir. Avrupa'da bir numaralı, dünya genelinde ise kurulu güç bakımından dördüncü sırada yer almaktadır. Kullanılabilir Jeotermal Isı Kapasitesi 2004 sonu itibarıyla 3.100 MWt olarak belirlenmiştir. Özel sektörün jeotermal arama, geliştirme ve yatırım çalışmalarına katılımının hız kazanmasıyla birlikte artmıştır. Jeotermal Kaynaklar ve Doğal Mineralli Sular Kanunu'nun 2008 yılında yürürlüğe girmesiyle bu artış ivme kazanmıştır. Potansiyel Jeotermal Isı Kapasitesi 35.500 MWt olarak tahmin edilmektedir. Bu rakam, Türkiye'nin jeotermal enerjiden

önemli ölçüde elektrik üretebilecek kapasiteye sahip olduğunu göstermektedir. Potansiyel jeotermal ısı kapasitesinden elektrik üretimi ise 4.500 MWe olarak tahmin edilmektedir.

2022 Haziran sonu itibarıyla Türkiye'de jeotermal enerjiye dayalı elektrik kurulu gücü 1.686 MW seviyesine ulaşmıştır. Bu rakam, toplam kurulu gücümüzün %1.66'ısına denk gelmektedir. Kurulu gücün yıllara göre değişimi ve toplam kurulu güç içindeki oranı Şekil 1.3'te gösterilmektedir. (ETKB,2023).

1.2.2.7. Biyokütle

Biyokütle, ithal edilmeyen ve geri dönüştürülebilen organik atıklardan elde edilen bir enerji kaynağıdır. Bu atıklar arasında belediye çöpleri, bitkisel yağ atıkları, tarımsal ürünlerin işlenmesinden kalan ürünler, orman atıkları ve kullanılmış lastikler yer alır. Sanayi tesislerinden çıkan çamur ve arıtma tesislerinde oluşan arıtma çamurları da biyokütle kaynakları arasında sayılabilir.

Biyokütle Enerjisi Potansiyel Atlası'na (BEPA) göre, Türkiye'de toplanabilecek ve değerlendirilebilecek biyokütle atıklarının toplam enerji potansiyeli yaklaşık 3,9 Milyon Ton Eşdeğer Petrol (MTEP) olarak hesaplanmıştır. Bu değer, ülkemizin yıllık enerji ihtiyacının önemli bir kısmını karşılayabilecek potansiyele işaret etmektedir.

Haziran 2022'ye kadar biyokütle ve atık ısıdan elektrik üreten santrallerin kurulu gücü 2.172 MW'a ulaşarak toplam kurulu güçteki payını %2,14 'e yükseltmiştir. Kurulu gücün yıllara göre değişimi ve toplam kurulu güç içindeki oranı Şekil 1.3'te gösterilmektedir. (ETKB,2023).

1.2.2.8. Doğalgaz

Türkiye'de doğalgaz üretimi, yıllardır tüketimin oldukça altında kalmaktadır. Ülkemiz doğalgaz ihtiyacının %99'undan fazlasını ithalat yoluyla karşılamakta ve bu durum dış ticaret açığında ciddi bir yük oluşturmaktadır. 2000'li yıllarda doğalgaz sadece altı ilde sınırlı kalırken, 2019 yılına gelindiğinde tüm illere dağıtım sağlanmıştır. Abonelerin sayısı da artmaya devam ederek 2023

Ağustos ayı itibarıyla 19,43 milyonu geçmiştir. Doğalgaz, petrolün ardından Türkiye'nin en önemli ikinci enerji kaynağı haline gelmiştir.

Küresel enerji tüketim tahminlerine paralel olarak, Türkiye'de de doğalgaz tüketiminin önümüzdeki kısa ve orta vadede artmaya devam etmesi öngörülmektedir. Bu durum, ithalata olan bağımlılığı da beraberinde getirecektir. (TSKB,2023).

Türkiye'de doğalgaz üretimi 10 farklı ilde gerçekleşmektedir. Bu iller şunlardır: Adana, Adıyaman, Çanakkale, Düzce, Edirne, Hatay, İstanbul, Kırıkkale, Kırklareli ve Tekirdağ'dır. Üretim miktarlarına göre 2021 yılı için Tekirdağ %41.0, Kırklareli %31.7, İstanbul %23.9, 2022 yılı için Tekirdağ %47.9, Kırklareli %33,7 İstanbul %13.5 olarak gerçekleşmiştir. Görüldüğü üzere, Türkiye'nin doğalgaz üretiminde Marmara Bölgesi ön plana çıkmaktadır. Özellikle Tekirdağ ve Kırklareli illeri, toplam üretimin önemli bir kısmını karşılamaktadır.

Türkiye'nin doğalgaz ihtiyacı oldukça fazladır. 2022 yılında bu ihtiyaç, 408 milyon m^3 yerli üretim ve 54,6 milyar m^3 ithalat yoluyla karşılanmıştır. Bu durum, Türkiye'nin doğalgazda ithalata olan bağımlılığının %99 seviyesinde olduğunu göstermektedir.

Yerli doğalgaz üretimi, son yıllarda artmaktadır. 2022 yılı üretimi 2021 yılına göre %3,7 yükselmiştir. Ülkemizin üretilebilir rezervleri ise 2022 itibarıyla 544 milyar m^3 olarak düşünülmektedir. Ancak bu rakamlar, Türkiye'nin doğalgaz ihtiyacını karşılamak için yeterli değildir. Bu nedenle, ithalat önemli bir kaynak olmaya devam etmektedir. Doğalgaz ithalatı, Türkiye'nin dış ticaret açığında da önemli bir yer tutmaktadır.

2020 yılında Karadeniz'de keşfedilen 710 bcm'lik doğal gaz rezervi, Türkiye için önemli bir umut kaynağıdır. Sakarya Gaz Sahası'nın geliştirilmesi ile birlikte Türkiye'nin doğal gaz üretim kapasitesinin önemli ölçüde artması ve ithalata olan bağımlılığın azalması beklenmektedir. (ETKB,2023).

Yıl	Tüketim (m^3)	Değişim (%)
2010	37.411.118.370	6,2 %
2011	43.697.409	16,8 %
2012	45.241.762	3,5 %
2013	45.918.246	1,5 %
2014	48.717.179	6,1 %
2015	47.999.276	-1,5 %
2016	46.395.060	-3,3 %
2017	53.857.140	16,1 %
2018	49.328.933	-8,4 %
2019	45.285.498	-8,2 %
2020	48.261.352	6,6 %
2021	59.854.170	24 %
2022	53.255.020	-11 %
2023 Ocak-Kasım	44.723.250	-6,2 %

Tablo 1.1: Türkiye'nin doğal gaz tüketimi

Kaynak: Anonim, (10.04.2024).

Yıl	Tüketim (m^3)	Değişim (%)
2011	760.000	1,7 %
2012	632.000	1,4 %
2013	537.000	1,2 %
2014	479.000	1,0 %
2015	381.000	0,8 %
2016	367.280	0,8 %
2017	354.150	0,7 %
2018	428.170	0,9 %
2019	473.870	1,0 %
2020	441.270	0,9 %
2021	394.438	0,7 %
2022	379.820	0,7 %
2023	693.470	1,55 %

Tablo 1.2: Yıllar itibariyle Türkiye'nin doğal gaz üretimi

Kaynak: Anonim, (10.04.2024).

Yıl	Abone Sayısı	Abone Sayısı Artışı	Abone Başına Tüketim
2016	12.495.259	-	928 Sm^3
2017	13.571.092	1.075.833	994 Sm^3
2018	14.752.452	1.181.360	976 Sm^3
2019	15.861.360	1.108.908	908 Sm^3
2020	16.841.755	980.395	927 Sm^3
2021	17.885.750	1.043.995	933 Sm^3
2022	18.982.872	1.097.122	953 Sm^3

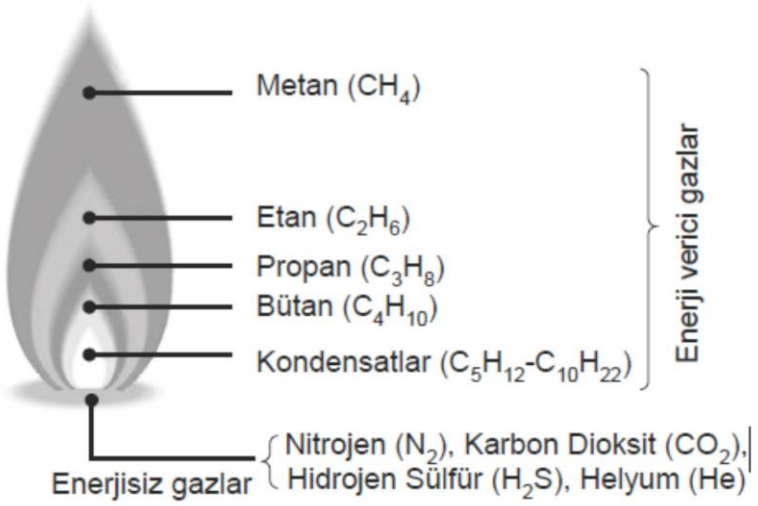
Tablo 1.3: Doğalgaz konut abone sayıları

Kaynak: TÜİK, (2024).

1.3. Doğal Gaz

1.3.1. Doğal Gaz Nedir?

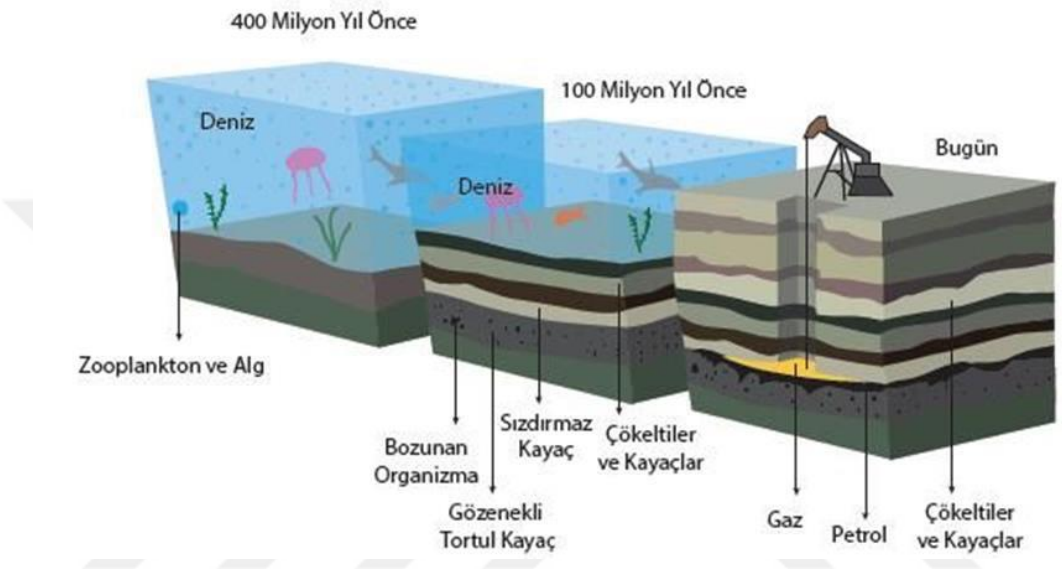
Petrolden sonra en yaygın kullanılan yakıt olan doğalgaz, yer altında gözenekli kayalardaki boşluklarda veya petrol sahalarının üzerinde hapsolmuş gaz olarak büyük miktarlarda bulunur. Yerkabuğunun derinliklerinde belirli jeolojik evrelerden sonra oluşan bu doğalgaz, genellikle metan ve diğer hidrokarbonların bir karışımı olarak meydana gelir. Bu gaz karışımı yanıcı, renksiz, kokusuz ve havadan hafiftir.



Şekil 1.5: İşlenmemiş doğal gazın temel elemanları

Kaynak: UGETAM,(2016).

Aynı zamanda birincil enerji kaynağı olan ve çıkarıldığı haliyle kullanılabilen doğalgaz temiz olması ile çevre dostu bir enerji kaynağıdır. Borular aracılığıyla iletilmesi sebebiyle doğalgazda depolama, stoklama veya taşıma maliyeti bulunmaz. Ayrıca, bakım ve işletme maliyetleri diğer yakıt türlerine göre son derece düşüktür ve son derece yüksek yanma verimine sahiptir.



Şekil 1.6: Doğal gaz oluşumu
Kaynak: Esim (2021)

1.3.2. Doğal Gaz Tarihçesi

M.Ö 500 yılında Çin'de keşfedilen doğal gaz, ilk olarak yer altından çıkan gazın yanıcı olduğu fark edildiğinde bambu kamışları kullanılarak taşınarak yerleşim yerlerinde kullanılmaya başlandı. Aynı dönemde, deniz suyunu doğalgaz ile ısıtarak içme suyu elde etmek amacıyla da kullanıldığı bilinmektedir. İngiltere'de 1785 yılında ve Amerika'da 1816 yılında kömür madenlerinden elde edilen doğal gaz, şehir aydınlatmalarında kullanılmıştır. Amerika'da 1859 yılında yapılan ilk yer altı doğal gaz kuyusu sondajı, 1891 yılında doğal gazın boru hatları ile taşınmasını mümkün kılmış, ardından doğalgazın konut ve sanayide kullanımı hızla artmıştır (Beşergil, 2009).

Türkiye'nin doğalgaz ile tanışması 1970'li yıllara rastlar. Kırklareli'nde bulunan ilk doğalgaz rezervi, bu yeni enerji kaynağının kapısını aralar. Bu keşfin ardından, 1983 yılında BOTAŞ, doğalgaz talebini ve gelecekteki ihtiyacı tahmin etmek için bir çalışma başlatır. 1984 yılı Eylül ayında, Sovyet Sosyalist Cumhuriyetler Birliği (SSCB) ile doğalgaz alımını öngören bir çerçeve anlaşması imzalanır. İki yıl sonra, 1986 yılında BOTAŞ ve SSCB arasında 25 yıllık süreli bir anlaşma yapılır. Bu anlaşmaya göre, 1990'lı yıllarda yıllık doğalgaz alımının 5-6 milyar metreküpe ulaşması planlanır. Bu anlaşmaların imzalanmasıyla birlikte, 1988 yılında Bulgaristan sınırından 8.422 km'lik boru hattı Ankara'ya kadar inşa edilir (TMMOB, 1996). Aynı yıl Ankara'da ilk şehir içi doğalgaz dağıtımı gerçekleştirilir ve bu uygulama İstanbul, Bursa ve Eskişehir gibi diğer büyük şehirlere de yayılır.

1.3.3. Doğalgazın Kullanıma Hazırlanması

Doğalgaz, doğadan ham haliyle doğrudan kullanılabilir bir enerji kaynağı değildir. Ham doğalgaz, nitrojen , karbon dioksit, hidrojen sülfür, helyum ve su buharı gibi birçok farklı madde içerir. Bu nedenle, boru hatlarına taşınmadan önce bir dizi saflaştırma işleminden geçmesi gerekir. Kuyudan çıkarılan doğalgaz, ilk aşamada su buharı ve katı kirliliklerden arındırılır. Gaz kurutma üniteleri kullanılarak su buharı yoğuşturulur ve gazdan ayrıştırılır. Doğalgazdaki hidrojen sülfür, karbon dioksit ve diğer istenmeyen gazlar, kimyasal veya fiziksel yöntemlerle ayrıştırılır. Bu işlem, gazın yanma verimini artırır ve çevreye olan etkisini azaltır. Doğalgaz, kokusuz bir gazdır. Kaçakları tespit etmeyi kolaylaştırmak için, gaza etil merkaptan gibi bir koku maddesi eklenir. (UGETAM, 2016).

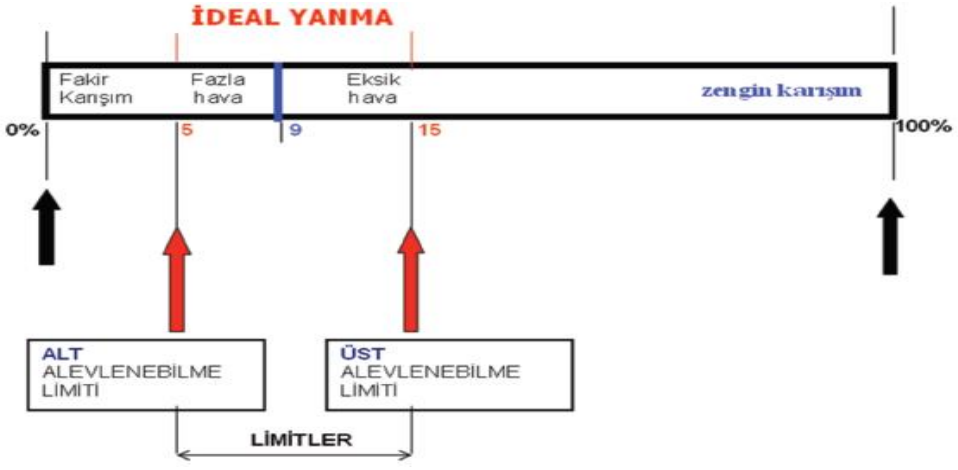
1.3.4. Doğal Gazın Kimyasal Özelikleri

Doğal gaz, yeraltında bulunan ve fosil yakıt olarak kullanılan renksiz ve kokusuz bir gazdır. Rutubetsiz ve kuru bir gaz olan doğal gaz, -162 °C'de sıvı hale gelir. Bileşiminin büyük bölümü metan (%95) olan doğal gaz, içerisinde yanmayan hiçbir madde barındırmaz. 1 metreküp doğal gazın yanması sonucu ortalama 8250 kcal ısı açığa çıkar. Tam yanma sağlanamadığı durumlarda ise CO

gazı oluşur. Zehirli olmayan doğal gazın ortalama kalorifik değeri 8788 kcal/kg'dır. Tutuşma sıcaklığı 650 °C olan doğal gazın alev hızı ise 0,36 m/s'dir. 0 °C ve 1 atmosfer basınçta doğal gazın yoğunluğu 0,67 ile 0,8 kg/m³ arasında değişir. Dikkat edilmesi gereken önemli bir nokta da, doğal gazın kapalı bir ortamda hava ile %5-%15 oranında karıştığı zaman patlayıcı bir özellik kazanmasıdır. Bu nedenle ateş veya kıvılcım gördüğünde patlama riski oluşur. (UGETAM, 2016).

1.3.5. Doğal Gazın Yanması

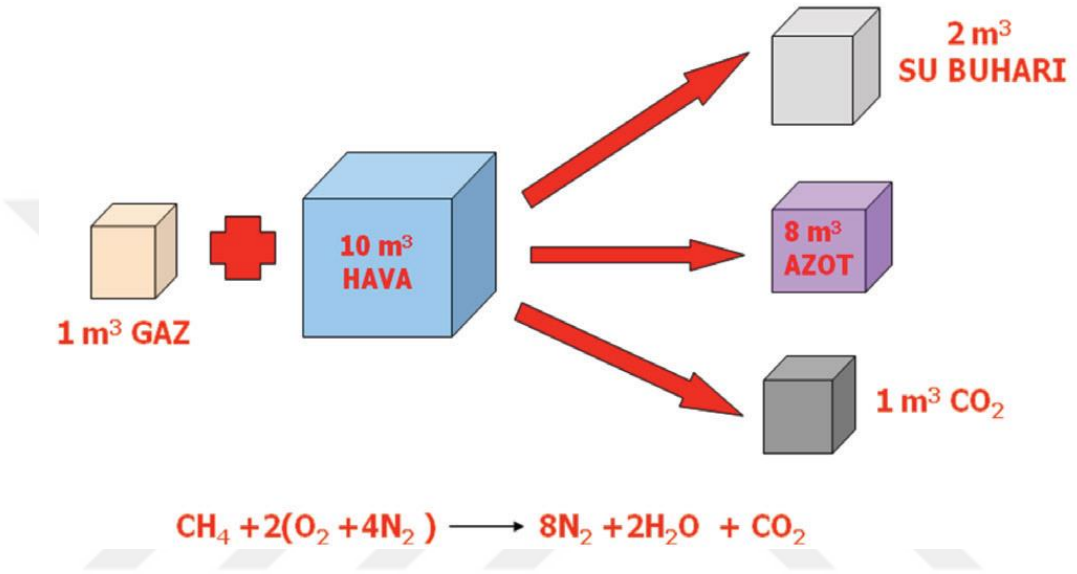
Doğalgaz, tıpkı diğer yakıtlar gibi, yanma işlemi için oksijene ihtiyaç duyar. Bu oksijen, hava ile sağlanır. Bu oran %5 ile %15 arasında değişir. Bu aralığın altında veya üstünde kalan karışım oranlarında doğalgaz yanmaz. En ideal yanma oranı ise %9 doğal gaz ve %91 havadır. Doğalgazın tutuşabilmesi için 650 °C sıcaklığa ulaşması gerekir. Bu sıcaklığa ulaştığında, mavi bir alevle yanmaya başlar. Mavi alev, tam yanma olduğunu gösterir. Doğa gazın %95'ini oluşturan metan (CH4), karbon içeriği en düşük olmakla birlikte kimyasal yapısı en basit hidrokarbon gazıdır. Bu nedenle, doğa gazın yanma işleminde önemli bir rol oynar. Doğalgaz, hava ile doğru oranda karıştığında ve 650 °C sıcaklığa ulaştığında tam yanma meydana gelir. Tam yanmada, metan gazı oksijen ile reaksiyona girerek karbondioksit (CO2) ve su buharı (H2O) üretir. Bu işlem sırasında ısı ve enerji açığa çıkar. (UGETAM, 2014).



Şekil 1.7: İdeal yanma

Kaynak: UGETAM,(2016).

1 m³ doğalda yanma gerçekleşebilmesi için 10 m³ havaya ihtiyaç vardır. Bu oran, doğal gazın bileşimine ve yanma koşullarına göre değişebilir. Gazların homojen yapısı, hava ile karışmalarını kolaylaştırır ve bu nedenle yanma verimi oldukça yüksektir, %95 ile %99 arasında değişmektedir. 1 m³ doğal gaz (yaklaşık %95 metan), ideal koşullarda tam olarak yandığında, aşağıdaki reaksiyon meydana gelir:



Şekil 1.8: Doğal gaz yanma denklemi

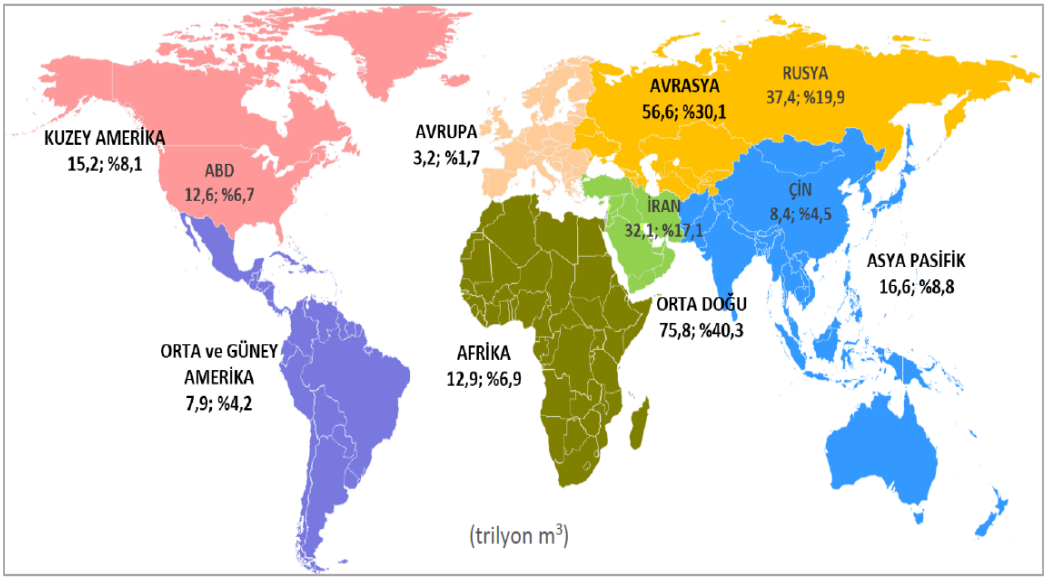
1.4. Doğal Gaz Piyasası

Doğalgaz, hem stratejik hem de ticari avantajları nedeniyle günümüz dünyasının enerji kaynakları arasında önemli bir konumda bulunmaktadır. Doğalgaz piyasası, uluslararası bir nitelik taşıyarak ülkeler arasında kaynak yönetimi ve pazarlama stratejilerini içeren bir yapıya sahiptir. Her ülkenin doğalgazın dağıtımını ve ticaretini düzenlemek adına kendi iç düzenlemeleri bulunmakla birlikte, uluslararası düzeyde de gaz arz ve talep anlaşmaları mevcuttur.

1.4.1. Dünya Doğal Gaz Piyasası

Dünyada bulunan doğalgaz rezervleri, 2019 yılından 2023 yılına kadar %1,2'lik bir azalma göstererek 190,3 trilyon m³'ten 188,1 trilyon m³'e düşmüştür.

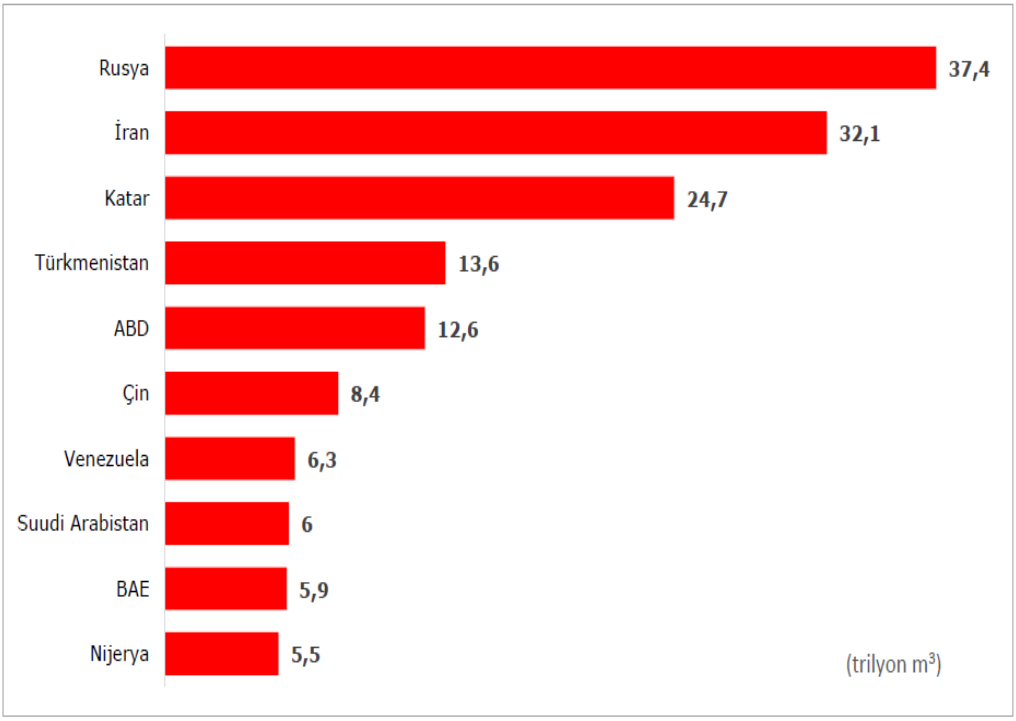
Bu azalma, artan tüketim ve yeni keşiflerin yetersizliği gibi çeşitli faktörlerden kaynaklanmaktadır. Coğrafi dağılıma bakılacak olursa en büyük rezervler Orta Doğu'da (%40,3) bulunurken, bunu Avrasya (%30,1), Asya Pasifik (%8,8), Kuzey Amerika (%8,1), Afrika (%6,9), Orta ve Güney Amerika (%4,2) ve Avrupa (%1,7) takip etmektedir. **(Şekil 4.5)** OECD ülkelerindeki rezerv 20,3 trilyon m^3'tür ve bu da toplam rezervin %10,8'ine tekabül etmektedir.



Şekil 1.9: 2020 yılı dünya doğal gaz rezervleri dağılımı

Kaynak: BP,(2021).

2022 yılı, küresel doğalgaz keşifleri açısından düşüş trendinin devam ettiği bir yıl olmuştur. Toplam konvansiyonel keşifler, 2021 yılına göre %24,7'lik bir azalma göstererek 693 milyar m^3 seviyesinde kalmıştır. 2022 yılında, doğalgaz keşiflerinin petrol keşiflerine oranı da değişmiştir. 2021 yılında %37-63 olan bu oran, 2022'de %40-60 seviyesine yükselmiştir. Rusya, İran ve Katar 2020 yılından beri rezerv bakımından ilk üç ülke olmuştur. Bu ülkeler, küresel doğalgaz arzında önemli bir rol oynamaktadır. (TPO,2022).

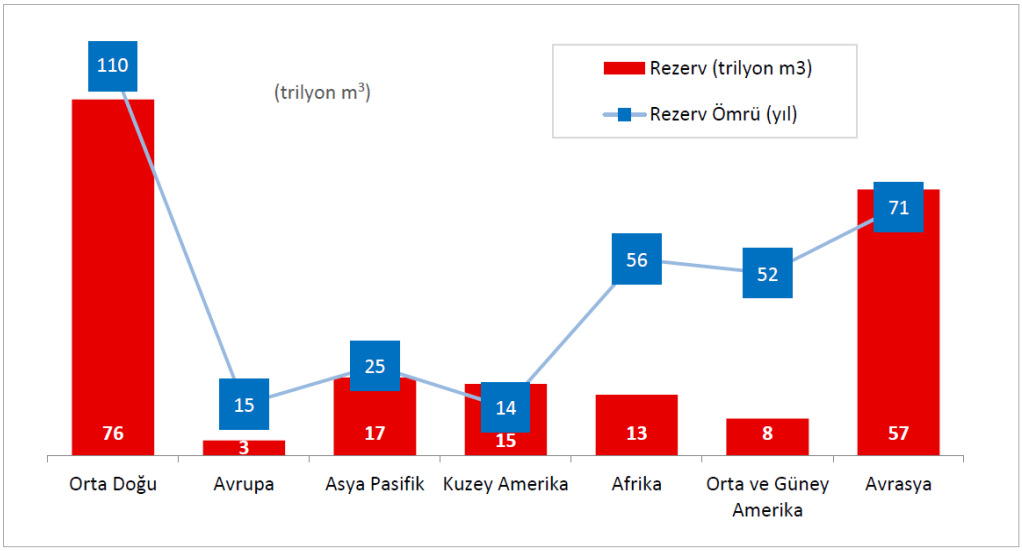


Şekil 1.10: 2020 en fazla doğal gaz rezervine sahip ilk 10 ülke

Kaynak: BP,(2021).

1.4.1.1. Küresel doğal gaz rezervlerinin ömrü

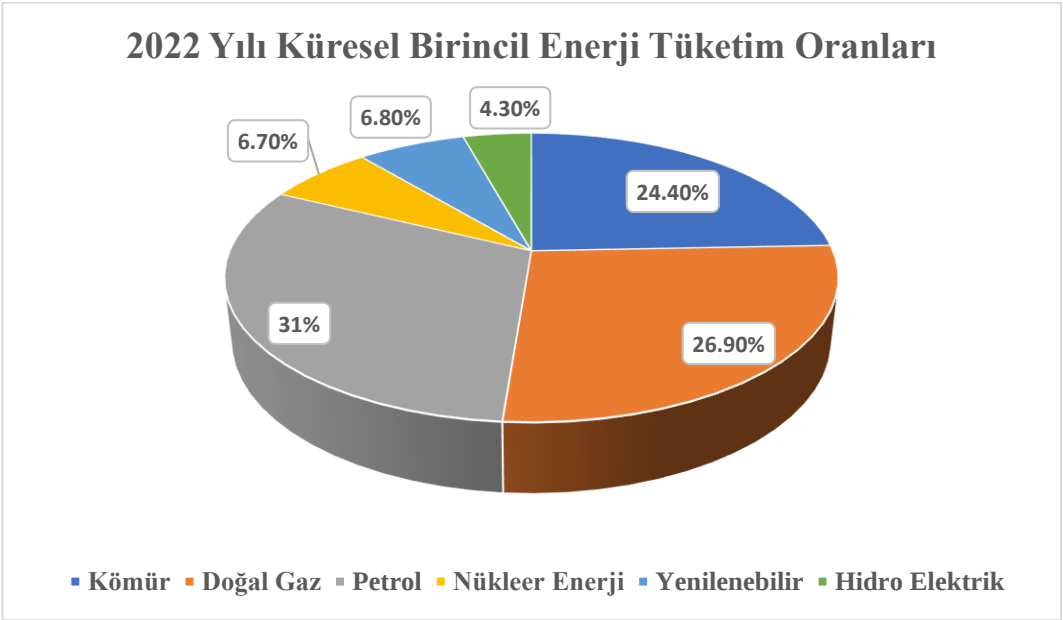
2020 yılında dünya genelinde 188,1 trilyon m³ olarak kayda geçen doğalgaz rezervleri, o yıl 3,86 trilyon m³ olan üretim miktarına bölündüğünde, 48,8 yıllık bir rezerv ömrü hesaplanmaktadır. Bu hesaplama, mevcut rezervlerin bugünkü üretim oranıyla ne kadar süre dayanacağını gösterir. Bölgesel olarak dağılıma bakıldığında, doğalgaz rezervi olarak Orta Doğu'da 1. Avrasya'da 2. Asya Pasifik'te ise 3. sırada yer almaktadır. Bu üç bölge, dünya doğalgaz rezervlerinin yaklaşık %80'ini barındırmaktadır.



Şekil 1.11: Bölgelere göre doğal gaz rezervi ve rezerv ömrü

Kaynak: BP,(2021).

Şu anda dünyada kullanılan enerjinin büyük bir kısmı çeşitli enerji kaynaklarından gelmektedir. Bu kaynakların içinde petrol, kömür ve doğal gaz ve gibi yakıtlar, toplam enerjinin %82,3'ünü oluşturmaktadır.



Şekil 1.12: 2022 yılı küresel birincil enerji tüketim oranları

Kaynak: BP,(2022)

1.4.2. Türkiye Doğal Gaz Piyasası

Türkiye, son yıllarda doğalgaz kullanımını yaygınlaştırmak için önemli yatırımlar yapmaktadır. Bu kriz ortamına rağmen, bu çalışmalar son hızıyla devam etmektedir. 2022 yılı sonuna bakıldığında, illerimizin tamamında (81 il) ve yerleşim yerinin 743'ünde (ilçe/belde) doğalgaz kullanımına geçilmiştir. (EPDK, 2022).

1.4.2.1. Üretim

2022 yılında, üretim yapan toptan satış lisansına sahip 9 şirket tarafından yurt içinde toplamda 379,81 milyon Sm^3 doğalgaz satışa çıkarılmıştır. Bu, önceki yıl olan 2021'e göre satışa sunulan gaz miktarında %3,71'lik bir azalmayı temsil etmektedir.

1.4.2.2. İthalat

2022 yılına bakıldığında 54.661,67 milyon Sm^3 doğalgaz tedarik edilmiştir. Bu ithalat, bir önceki yıla göre %6,89 oranında azalmıştır. İthalatın %39,47'lik kısmıyla büyük pay Rusya'dan gelmiştir.

Ayrıca, 2022 yılında toplam 15.170,69 milyon Sm^3 LNG ithalatı yapıldı. LNG ithalatı, 2022 yılında toplam doğalgaz ithalatının %27,75'ini oluşturdu. Bu oran 2021'de %15,87 idi.

1.4.2.3. İhracat

BOTAŞ 2022 yılında, Yunanistan ve Bulgaristan'a boru gazı ihraç ederken, BOTAŞ ve Aygaz Doğal Gaz Toptan Satış A.Ş. İsviçre ve Sırbistan'a LNG (sıvılaştırılmış doğalgaz) ihraç etmiştir. Toplam ihracatın %16,9'unu oluşturan LNG ihracatı, 2021 yılına göre %51,86 oranında artış göstermiştir.

1.4.2.4. Depolama

2022 sonu itibarıyla, ülkemizde fiili yeraltı depolama 5,6 milyar m^3 olarak gerçekleşirken ayrıca 0,964 milyon m^3 LNG fiili olarak depolanmıştır.

1.4.2.5. Tüketim

27.01.2022 tarihinde yayınlanan 10747 sayılı Kurul Kararı neticesinde 2022 yılında tahmin edilen ulusal doğalgaz tüketim miktarı 53.521.059.863 Sm^3 olarak tamamlanmıştır. Bu rakam, tahmin edilen miktardan %12,19 daha düşüktür. Bir önceki yıla göre %10,58 oranında bir azalmayı temsil etmektedir. Ayrıca, 2022 yılında doğrudan tüketiciler tarafından kullanılmak üzere ulusal iletim şebekesi kullanılmadan tüketilen 418,31 milyon Sm^3 LNG'nin, toplam tüketimin içindeki payı %0,78 oranında gerçekleşti. (EPDK, 2022).

1.5. Şehir İçi Doğal Gaz Dağıtımı

2022'nin sonunda tamamlanan çelik boru hattı ağı, yaklaşık 16.810 kilometre olmuştur. Bu rakam bir önceki yıla göre %7,06 artmıştır. Ek olarak, servis hatları hariç polietilen boru hatlarının uzunluğu da yaklaşık 118.266 kilometre olmuştur. Bu rakam bir önceki yıla göre %8,88 artmıştır.

Doğalgaz dağıtım lisansına sahip şirketlerin mevcut abone sayıları 2022 yılı için 18.982.872'ye yükselmiştir. Bu rakam bir önceki yıla nazaran %5,6 artmıştır. Aynı dönemde serbest tüketici sayısı 726.029'a yükselmiştir. Bu da bir önceki yıla nazaran %8,69 artmıştır.

Doğalgaz dağıtım lisansına sahip şirketlerin mevcut abonelerinin tüketimi 2022 yılı için 17.336,20 milyon Sm^3'e yükselmiştir. Bu rakam bir önceki yıla nazaran %7,67 artmıştır. Aynı dönemde serbest tüketicilerin tüketimi ise 12.561,03 milyon Sm^3 yükselmiştir. Bu da bir önceki yıla nazaran %8,15 artmıştır. (EPDK, 2022).

	Rusya	**İran**	**Azerbaycan**	**ABD**	**Cezayir**	**Mısır**	**Diğer***	**Toplam**
2023	21.575	9.405	8.705	5.642	5.261	2.231	1.843	**54.662**

**1 milyar Sm^3'ten daha az miktarda doğal gaz ithalatı yapılan diğer 8 ülke*

Tablo 1.4: Kaynak ülkelere göre doğal gaz ithalat miktarları (milyon sm^3)

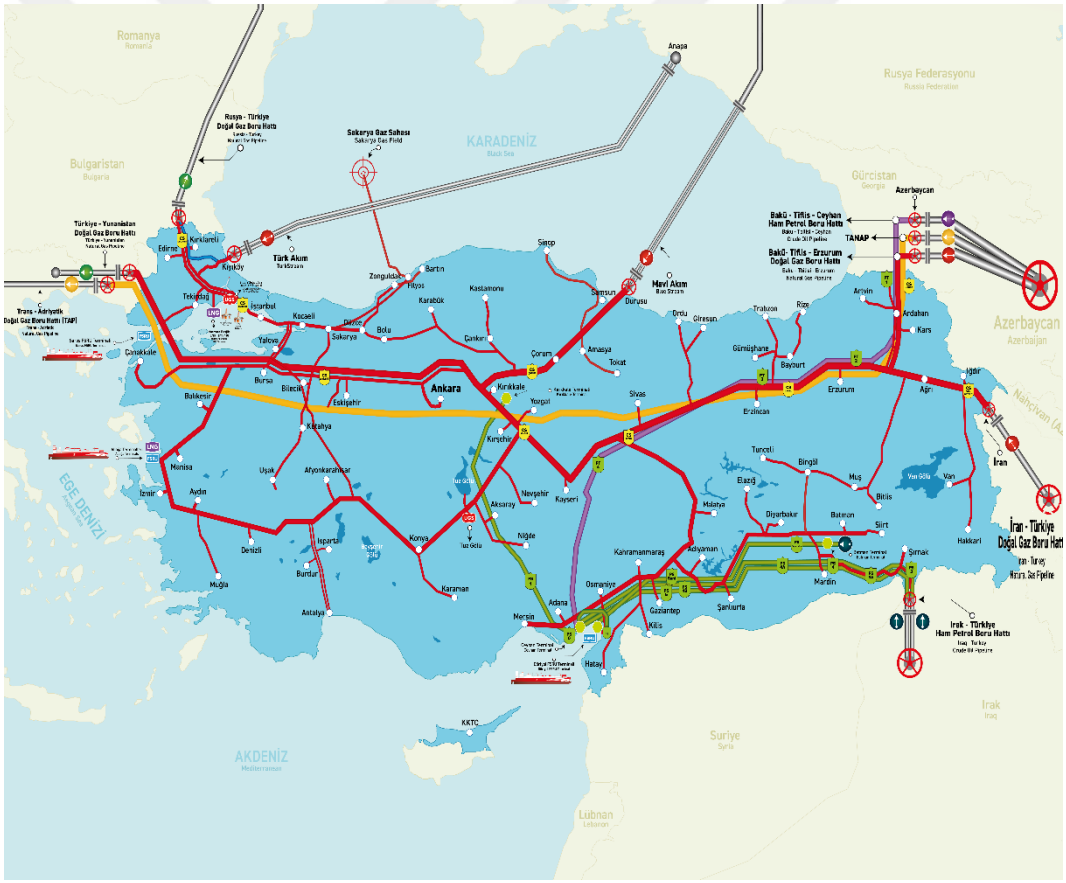
Kaynak: EPDK,(2022)

	2017	2018	2019	2020	2021	2022	Değişim (%)
İthalat	55.249	50.282	45.211	48.152	58.70	54.66	**-6,89**
Üretim	354	428	473	441	394	379	**-3,71**
İhracat	630	673	762	577	382	581	**51,86**
Tüketim	53.857	49.204	45.285	48.261	59.85	53.52	**-10,58**
Yıl Sonu	2.948	3.167	3.095	2.852	1.914	5.334	**178,68**

Tablo 1.5: Türkiye yıllara göre doğal gaz piyasası genel görünümü (milyon Sm^3)

Kaynak: BP,(2022).

1.6. Doğalgaz İletim Hatları



Şekil 1.13: Türkiye doğal gaz tedarik haritası

Kaynak: BOTAŞ, (2024)

1.6.1. Rusya Federasyonu Türkiye Doğal Gaz Ana İletim Hattı

1997 yılında inşa edilen bu hat 2003 yılında faaliyete geçmiştir. Malkoçlar giriş noktasından başlar 842 km boyunca İstanbul, İzmit, Bursa, Eskişehir üzerinden Ankara'ya uzanır. Bu boru hattında kompresör istasyonları, Kırklareli, Ambarlı, Pendik, Bursa ve Eskişehir'de bulunmaktadır. Ayrıca, Malkoçlar giriş noktasında ana ölçüm istasyonu yer almaktadır.

1.6.2. Doğu Anadolu Doğal Gaz Ana İletim Hattı

Bu projenin temel amacı, İran'dan alınacak doğalgazı Türkiye'ye boru hattıyla taşımaktır**.** Bu sayede Türkiye'nin enerji güvenliği ve çeşitliliği artacak ve doğalgaz ihtiyacının önemli bir kısmı karşılanacaktır.

Teknik Özellikler:

- **Uzunluk:** 1.491 km
- **Çap:** 48" ve 16" çapları arasında yapı
- **Güzergah:** Doğubayazıt - Erzurum - Sivas - Kayseri - Ankara

1.6.3. Samsun - Ankara Doğal Gaz Ana İletim Hattı

Mavi akım, Rusya'dan Türkiye'ye doğalgaz arzı sağlamak için imal edilmiş bir boru hattıdır. Proje, Türkiye'nin enerji güvenliğini ve çeşitliliğini artırmak ve doğalgaz ihtiyacının önemli bir kısmını karşılamak amacıyla hayata geçirilmiştir.

Teknik Özellikler:

- **Uzunluk:** 2.168 km (Karadeniz altı: 1.153 km, Karadeniz kıyıları: 1.015 km)
- **Çap:** 48 inç
- **Kapasite:** Yıllık 16 milyar metreküp doğalgaz
- **Güzergâh:** Samsun - Amasya - Çorum - Kırıkkale – Ankara

1.6.4. Türkiye-Yunanistan Doğal Gaz Boru Hattı

Güney Avrupa'yı doğalgaz ağına bağlayan önemli bir enerji altyapısı projesidir. Bu hat sayesinde Türkiye, doğalgaz ihracat kapasitesini artırmış ve bölgesel enerji piyasalarındaki konumunu güçlendirmiştir.

Teknik Özellikler:

- **Çap:** 36 inç
- **Uzunluk:** Toplam 296 km (Türkiye: 211 km, Yunanistan: 85 km)
- **Güzergâh:** İpsala (Türkiye) - Gümülcine (Yunanistan)
- **Faaliyete Geçme Tarihi:** 2007

1.6.5. Bakü-Tiflis-Erzurum Doğal Gaz Boru Hattı (BTE)

Azerbaycan'dan Türkiye'ye gaz arzı sağlamak amacıyla için imal edilmiş bir boru hattıdır. Proje, iki aşamada (Faz-I ve Faz-II) tamamlanmıştır.

Faz-I:

- **Başlangıç:** Kars ili Posof ilçesi (Türkiye-Gürcistan sınırı)
- **Uzunluk:** 113 km
- **Çap:** 42 inç
- **Tamamlanma Tarihi:** 30 Aralık 2006
- **Hedef:** Ardahan iline gaz arzı

Faz-II:

- **Başlangıç:** Faz-I hattının bitim noktası (Erzurum)
- **Uzunluk:** 113 km
- **Çap:** 42 inç
- **Tamamlanma Tarihi:** 9 Mart 2007
- **Hedef:** Erzurum-Horasan yönünde gaz arzı

1.6.6. Dörtyol Yüzer LNG Depolama ve Gazlaştırma Terminali (FSRU)

Dörtyol FSRU Terminali, 7 Şubat 2018 tarihinde faaliyete geçmiştir. Bu terminal, FSRU gemileri aracılığıyla gaz arzı ve sistem güvenliğini sağlamak amacıyla kurulmuştur. Boru hatlarına bağlı kalmadan farklı kaynaklardan, ülkelerden veya spot piyasalardan gaz tedarikine olanak tanımaktadır.

FSRU tesisinin bulunduğu Hatay Dörtyol'da yer alan milli FSRU gemisi Ertuğrul Gazi, dünyada kapasitesi en yüksek gemilerden biri olarak öne çıkmaktadır. 110 milyon metreküp doğal gaz depolama kapasitesine sahiptir ve aynı zamanda 28 milyon metreküplük günlük gazlaştırma kapasitesiyle dikkat çekmektedir. Ertuğrul Gazi, 25 Haziran 2021'de faaliyete geçirilmiştir.

1.6.7. TANAP (Trans Anatolian Pipeline Project)

Azerbaycan'a ait Şah Deniz'den gelen doğalgazın bir kısmı Türkiye'ye, bir kısmı ise Avrupa'ya taşınması planlanmıştır. Türkiye'ye taşınacak olan doğal gaz miktarı yılda 6 milyar m3'tür, Avrupa'ya ise yılda 10 milyar m^3'tür.

TANAP Projesi'ne ilişkin anlaşma 2012 yılında imzalanmıştır. İnşa çalışmaları 2013 yılında başlamış ve 2018 yılında tamamlanmıştır. Hat, 2018 yılında öncelikli olarak Türkiye'ye, Avrupa'ya ise 2020 yılında doğalgaz akışına başlamıştır. Proje, bölgesel enerji iş birliği ve kalkınmanın önemli bir simgesi haline gelmiştir.

1.6.8. Türk Akım Projesi

Bu projede, Türkiye'nin ulusal iletim şebekesine bağlanan ve ülkeden transit geçerek Avrupa'ya doğal gaz taşıyan iki hat inşa edilmiştir. Her biri 15,75 bcm kapasiteli olan bu hatlar, Rusya'nın Anapa şehrinden başlayıp Kırklareli iline, Kıyıköy beldesine kadar uzanmaktadır. Denizde olan kısım toplamda 960 km uzunluğunda ve 32" çapındaki iki hattan imal edilmiştir.

Türk Akım Doğal Gaz Boru Hattı Projesi 1 Aralık 2014 yılında imzalanmıştır. Deniz hatlarının inşası 2018 yılında, kara hatlarının inşası ise 2019

yılında tamamlanmıştır. Hatlar, 1 Ocak 2020 tarihinde Türkiye'ye ve 2021 yılında Avrupa'ya doğalgaz akışına başlamıştır.

1.6.9. Kuzey Marmara Doğal Gaz Depolama Tevsi (Faz-III) Projesi

Silivri de bulunan Doğal Gaz Depolama Tesisi, Türkiye'nin ilk ve en büyük yeraltı doğal gaz depolama tesisi olma özelliğini taşımaktadır. Tesis, İstanbul ili Silivri ilçesinde yer almaktadır ve 2007 yılında faaliyete geçirilmiştir. 4,6 milyar Sm3 olan depolama hacmi ile Avrupa'nın denizlerdeki en büyük depolama tesisi konumundadır. Bu tesis, ülkemize kesintisiz enerji sağlamak adına stratejik bir öneme sahiptir.

1.6.10. Saros FSRU Terminali ve Kara Boru Bağlantı Hattı Projesi

Saros FSRU Terminali ve Kara Boru Bağlantı Hattı Projesi, BOTAŞ tarafından Edirne'nin Keşan ilçesinde hayata geçirilen ve Türkiye'nin doğalgaz altyapısına önemli bir katkı sağlayan bir projedir.

Projenin Bileşenleri:

- **Yüzer LNG Depolama ve Gazlaştırma Gemisi (FSRU):** Sıvılaştırılmış doğalgazı (LNG) gaz haline getirerek ulusal şebekeye enjekte eden gemi.
- **Deniz Terminali:** FSRU'nun yanaşması ve LNG'nin gemiye boşaltılması için gerekli altyapı.
- **Kara Boru Bağlantı Hattı:** FSRU'dan ulusal şebekeye doğalgaz taşınmasını sağlayan boru hattı.

2022 yılı sonu itibari ile devreye alınan tesis 28 milyon m^3/gün kapasitesine sahip olup 17 km kara boru hattına sahiptir.

1.6.11. Batı Karadeniz DGBH ve Ölçüm İstasyonu Projesi

Batı Karadeniz'de bulunan Sakarya Gaz Sahası olarak bilinen alanda milli doğalgazın milli şebekeye kazandırılması ve ülke ekonomisine katkıda bulunması amacıyla BOTAŞ tarafından yürütülen proje Doğal Gaz Ölçüm İstasyonu ve

Doğal Gaz Bağlantı Hattı (Faz-1) 15 Kasım 2022 tarihinde işletmeye hazır hale getirilmiştir. (BOTAŞ, 2024)

Teknik Özellikler:

- **Ölçüm İstasyonu Kapasitesi:** 50 Milyon Sm3/Gün ve 18 Milyar Sm^3/Yıl
- **Bağlantı Hattı Uzunluğu:** 36 km
- **Boru Hattı Çapı:** 56 inç
- **Bağlantı noktası:** Zonguldak-Çaycuma-Filyos

1.7. Doğal Gaz Dağıtım Hatları

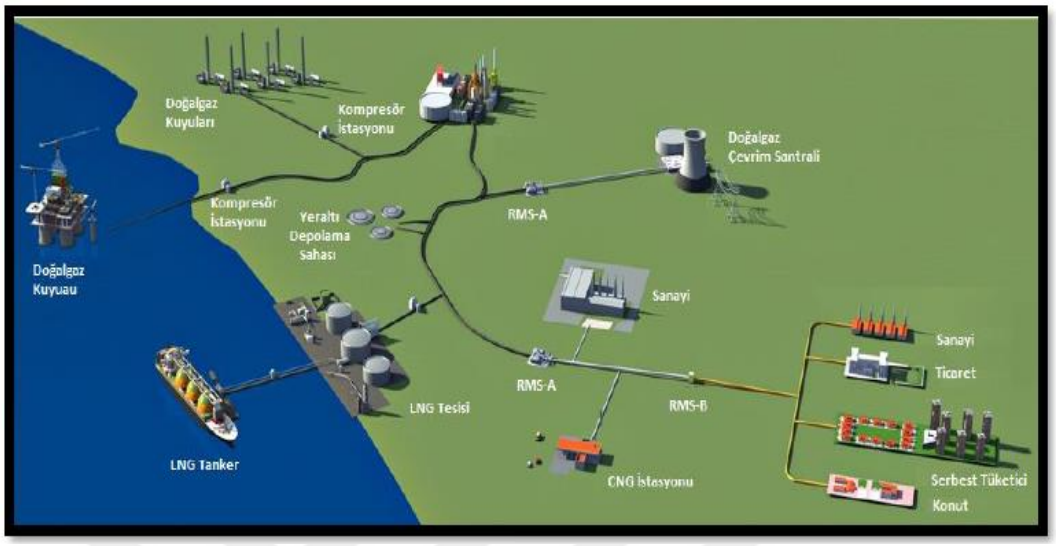
Doğalgazın kullanıma hazırlanması genellikle üç aşamada gerçekleşir:

1. **Üretim (Yeraltından Çıkarılma):** Doğalgazın ilk aşaması, yeraltındaki rezervuarlardan çıkarılmasıdır. Bu işlem için sondaj kuyuları açılır ve doğalgazın kendi basıncıyla yüzeye çıkmasına izin verilir. Bu aşamada, çıkan gaz içinde karbondioksit, nitrojen, su buharı, helyum, hidrojen sülfür gibi bileşenler bulunabilir. Bu yabancı maddelerden arındırma işlemi gerçekleştirilir.

2. **Taşıma ve İletim (Boru Hatları veya Tankerlerle):** Üretilen doğalgaz, GNC (Sıvılaştırılmamış Doğal Gaz) ve LNC (Sıvılaştırılmış Doğal Gaz) olarak taşınabilir. GNC, genellikle boru hatları ile taşınırken, LNC tankerlerle veya özel depolama tesisleri aracılığıyla taşınabilir. Doğalgaz, iletim şirketleri tarafından belirli boru hatları veya tankerler aracılığıyla büyük tüketim alanlarına ulaştırılır. Bu aşamada, kompresör istasyonları kullanılarak gazın basıncı arttırılır.

3. **Dağıtım (Yerel Dağıtım Şirketleri):** Doğalgaz, yerel dağıtım şirketleri tarafından tüketiciye ulaştırılır. Bu aşamada gazın basıncı düşürülerek ölçüm yapılır, kokulandırılır (gazın kokusuz doğası nedeniyle güvenlik amacıyla eklenen bir madde), ve ardından tüketiciye sağlanır. Dağıtım şebekeleri

genellikle yerel halka açık alanlarda, endüstriyel tesislerde ve konutlarda kullanıma sunulan doğalgazı iletmek için kullanılır.



Şekil 1.14: Doğal gazın tüketiciye ulaşana kadar geçtiği aşamalar

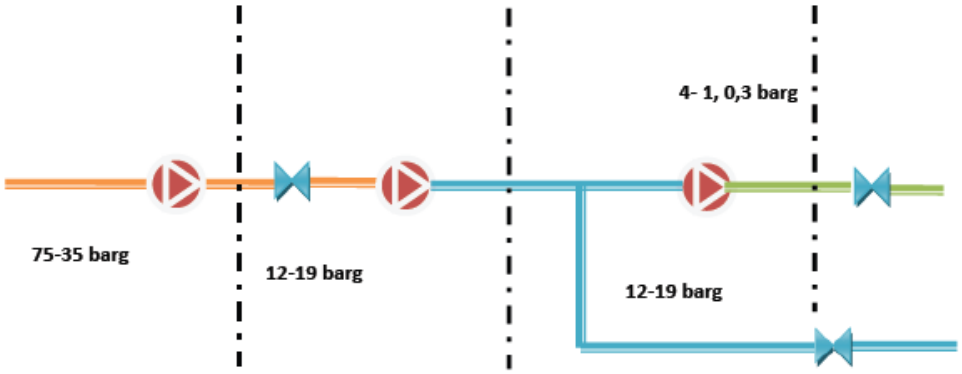
Kaynak: Balıkçı,(2023).

1.8. Basınç Sistemlerine Göre Doğalgaz Şebekesi

Doğalgaz şebekesi: Genellikle çeşitli basınç seviyelerine sahip hatlardan oluşan çelik borular veya polietilen boru sistemleriyle dağıtımının yapılarak, dağıtım yapılan doğalgaz miktarının da ölçülebildiği, kokusuz olan doğalgaza kokulandırma işlemi yapılabilen ve ihtiyaç duyulan basınçta kullanıma sunulabilen bir dağıtım ağının bulunduğu sistemlerdir. Farklı kategorilere ayrılan doğal gaz dağıtım şebekeleri bulunmaktadır.

1. Yüksek basınç bulunan şebekeler
2. Orta basınç bulunan şebekeler
3. Düşük basınç bulunan şebekeler

Doğalgazın dağıtım şebekesi, bu farklı basınç kategorilerindeki hatlar aracılığıyla, güvenli ve etkili bir şekilde tüketim noktalarına iletilir.



Şekil 1.15: İşletme basınçlarına göre hat kategorilerinin gösterimi

1.8.1 Yüksek Basınçlı Şebeke

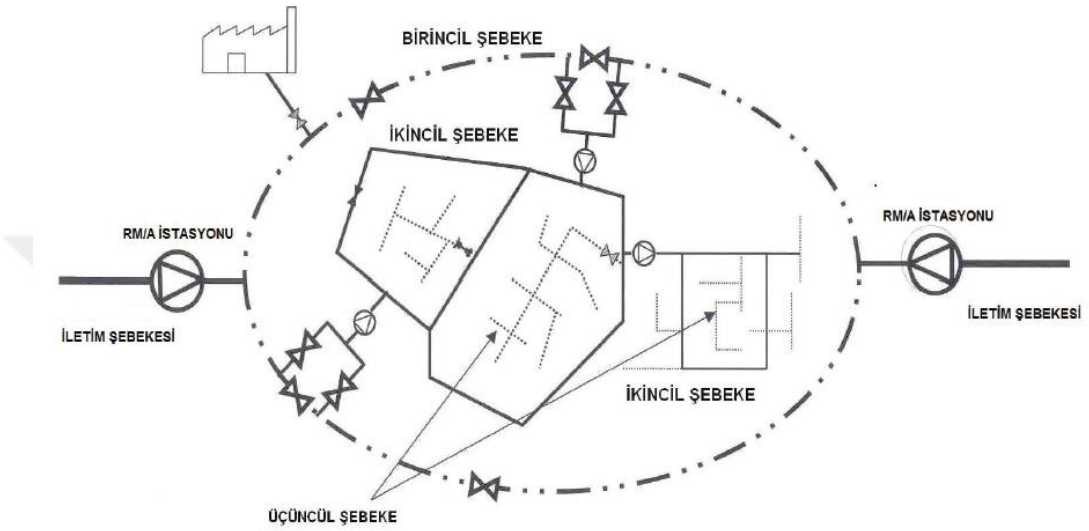
Yüksek basınç ileten hatlar, doğalgazın iletim hattı olarak kullanıldığı ve genellikle 75 Barg -35 Barg aralığında bir basınçla çalışan hatlardır. Bu hatlar, enerji şirketleri tarafından genellikle büyük ölçekli iletim projeleri kapsamında inşa edilir ve işletilir. Türkiye'de BOTAŞ tarafından yapılan ve işletilen yüksek basınçlı hatlar, ülke genelinde doğalgazın büyük mesafelere taşınmasını sağlar.

Bu yüksek basınçlı şebekeler, genellikle enerji kaynağından tüketim noktalarına kadar uzanan uzun mesafeli iletim hatlarını ifade eder. Yüksek basınç, doğalgazın daha uzun mesafelere ve büyük miktarlarda iletilmesini sağlar. Tedarikçi firmalar, bu yüksek basınç aralığında sözleşmede belirtilen basıncı garanti ederek doğalgazın güvenli bir şekilde iletilmesini sağlarlar.

1.8.2. Orta Basınçlı Şebeke

Orta basınç ileten şebekelerde, doğalgaz giriş basıncı genellikle 12-30 Barg (Bar gauge) aralığındadır. Bu doğalgaz, RM/B (Regülatör ve Ölçüm/Bindirme) istasyonları tarafından işlenir ve çıkış basıncı 4 Barg'a düşürülerek 4 Barg basınçlı PE (Polietilen) boru hatları üzerinden şebekeye dağıtılır. Doğalgaz, servis kutularında müşterilere ulaşmadan önce 4 Barg basınçta teslim edilir.

Bu basınç aralığındaki şebekelerde, doğalgazın daha düşük bir basınç seviyesine indirilerek güvenli bir şekilde dağıtılması sağlanır. Şirketler, bu 4 Barg basıncını müşterilere garanti ederler ve bu basınçta doğalgazın tüketiciye ulaştırılmasını sağlamak için altyapıyı işletirler. Bu sayede, doğalgazın güvenli ve etkili bir şekilde tüketim noktalarına iletilmesi sağlanmış olur.



Şekil 1.16: Orta basınçlı hat ile düşük basınçlı hat aracılığıyla müşteriye teslim

1.8.3. Düşük Basınçlı Şebeke

Orta basınçlı hatlardan gelen doğalgazı son kullanıcıya (konutlar, küçük işletmeler) taşır. Düşük basınçlı hatlar genellikle şehir içi ve kentsel bölgelerde kullanılır. Bu hatlar genellikle PE borulardan oluşur ve kullanım alanına yakın yerlerde daha düşük basınçlara sahiptir.(UGETAM, 2004).

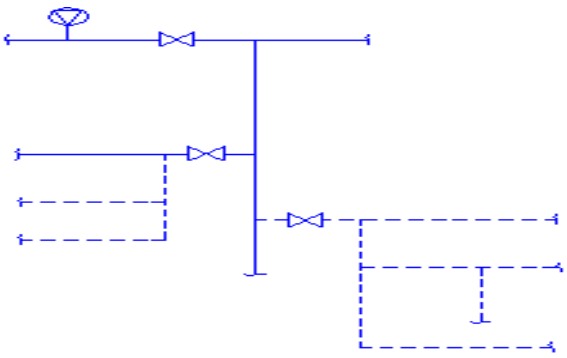
1.8.4. Şebeke Mimarisine Göre Şebeke Çeşitleri

Şebeke mimarisine göre şebeke ikiye ayrılır:

1. Dal Şebeke
2. Mesh (Ağ) Şebeke

1.Dal Şebeke

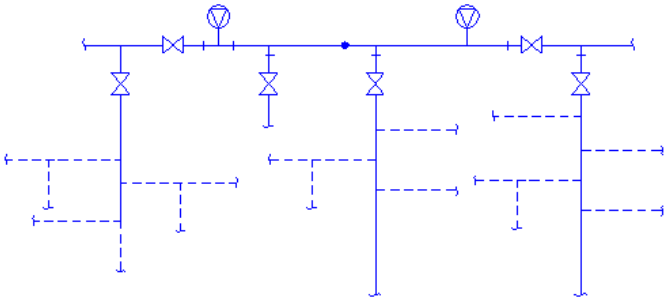
Taşıyıcı ve dağıtım hatları için Dal Şebeke Mimarisi, kaynak sonrası (A tipi basınç düşürme veya bölge regülatörleri sonrası) kaynaklar arasında bağlantının olmadığı bir gövde ve dal mimarisi ile tanımlanan bir şebeke modelidir.



Şekil 1.17: Dal şebeke modeli

2.Mesh (Ağ) Şebeke

Taşıyıcı ve dağıtım hatları için Mesh (ağ) Şebeke Mimarisi, kaynak sonrası (A-tipi basınç düşürme veya bölge regülatörleri sonrası) kaynaklar arasında bağlantının olduğu bir modeldir. (UGETAM, 2004).



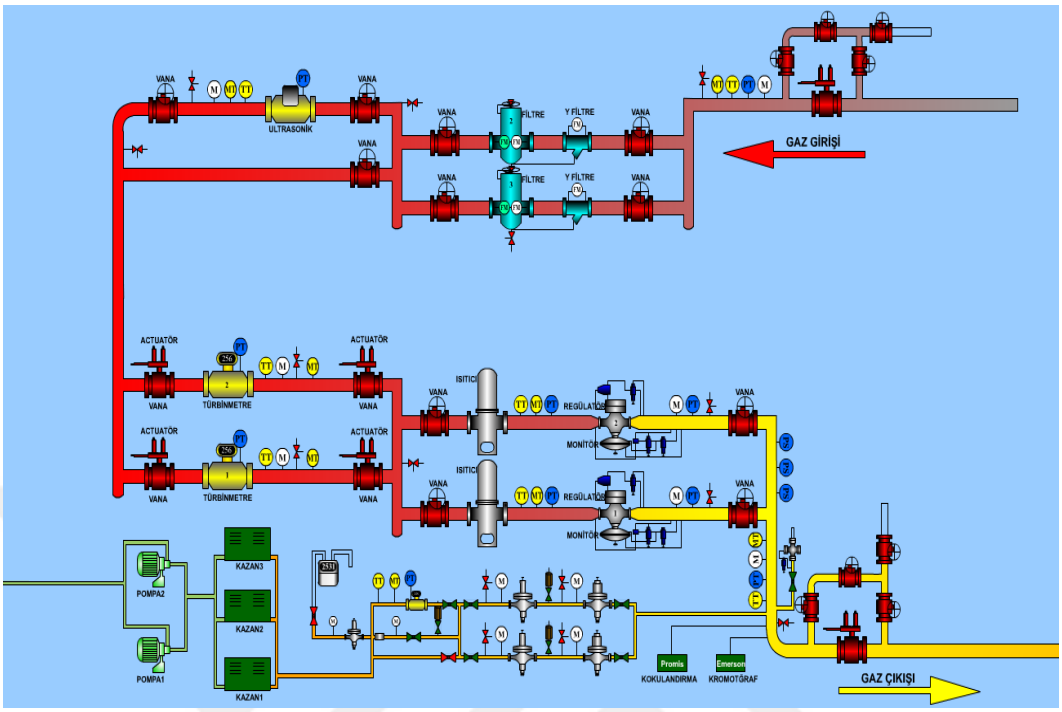
Şekil 1.18: Mesh (Ağ) şebeke modeli

1.9. Doğal Gaz Hattının Projelendirilmesi

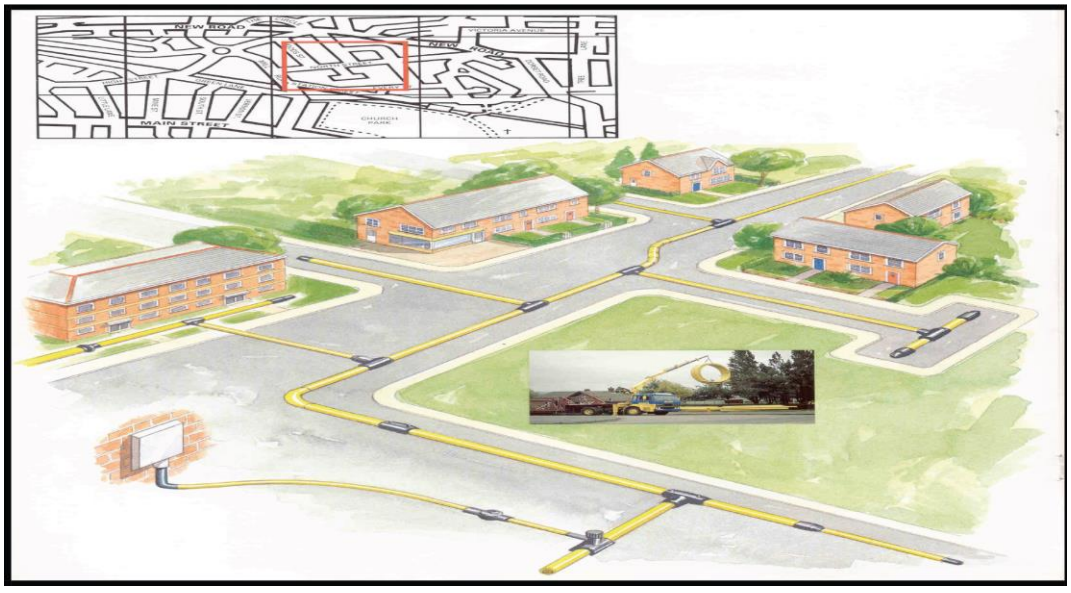
Bir şehrin doğalgaz dağıtım lisans ihalesi, Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (EPDK) tarafından belirlenen tarihlerde gerçekleşir. En düşük teklifi sunan dağıtım şirketi, 30 sene süresince işletme lisansı almaya hak kazanır. Bu iş içerisinde, doğalgazın BOTAŞ iletim hatlarından uygun basınç ve kapasitede alınarak belirlenecek şehirlerin mücavir alan sınırları içerisindeki imarların tamamına, şehir dağıtım merkezlerine, orta basınç içeren çelik boru dağıtım şebekesine, bölge besleme merkezlerine ve düşük basınç bulunan Polietilen dağıtım şebekesine tesis edilmesidir. Söz konusu doğal gaz dağıtım şebekeleri aracılığıyla doğal gaz, lisans bölgeleri içindeki tüketicilere merkezi ısınma, bireysel ısınma, mutfaklarda ve sıcak su ihtiyacında, ticari ve sanayi kuruluşlarının ısınma ve üretim amaçlı kullanımları için ulaştırılır ve satışı yapılır.

Dağıtım bölgeleri sınırları dahilinde detaylı güzergah değerlendirmelerinin ardından, BOTAŞ'a ait uygun basınç ve kapasitedeki doğalgaz hatları üzerinden branşmanlar alınarak, basınç düşürme istasyonları ve doğal gaz ölçüm istasyonları olarak adlandırılan RMS-A ve MS-A'lar inşa edilir. Bu yapıların projelendirilme aşamasında, birçok parametre göz önüne alınarak temel basınç ve hız kontrolleri yapılarak tüketicinin maksimum verimle desteklenmesi hedeflenir. (Taşpınar, 2021).

Doğal gaz şebekesinin tasarımı, titiz bir planlama aşamasıyla gerçekleştirilir. Bu aşamada, şehrin gelecek 30 yılındaki gelişim ve büyüme öngörülerine ilişkin onaylı planlar ve bu planlarda belirtilen nüfus yoğunlukları ve yapılaşma detayları göz önünde bulundurulur. Nüfus artış hızı, ortalama hane büyüklüğü, bölgenin enerji tüketim alışkanlıkları, iklimsel farklılıklar ve şehrin birim tüketim miktarı gibi parametreler de şebeke tasarımını doğrudan etkileyen faktörler arasındadır. Tüm bu etkenler kapsamlı bir şekilde analiz edilerek, şehrin güncel ve gelecekteki doğal gaz ihtiyacını karşılayabilecek, güvenli ve verimli bir şebeke altyapısı oluşturulur.



Şekil 1.19: RMS istasyon şeması



Şekil 1.20: Şehir içi doğal gaz dağıtımı

Kaynak: UGETAM,(2016).

1.9.1. Doğal Gaz Tüketimini Etkileyen Faktörler

1. Mevsimsel Değişkenlikler (Sıcaklık Farkı)
2. Nüfus Dağılımı (Abone Sayısı)
3. Konut- İş yeri- Ticarethaneler- OSB- Elektrik Santralleri vb.
4. İklime Bağlı Değişkenlikler (Yalıtım)
5. Fiyat (Gelir -Gider Dengesi) – Enflasyon
6. Hava Durumu
7. Tüketici Güven Endeksi (Gelecek dönemde tüketicilerin planları ve ekonomi hakkındaki yorumları)
8. Tüketici Güven Endeksi (Tüketicilerin kişisel mali durumları ve genel ekonomiye ilişkin mevcut durum değerlendirmeleri ve gelecek dönem beklentileri ile yakın gelecekteki harcama ve tasarruf eğilimlerinin ölçülmesi).

1.10. Hakkari İline Ait Veriler

EPDK tarafından 28 Mart 2017 tarihinde yapılan ihalede, Hakkari, Yüksekova, Şırnak, Cizre, Silopi ve İdil il merkezleri ve ilçelerinden oluşan Şehir Doğal Gaz Dağıtım Lisansı için en düşük teklifi veren AKMERCAN Hakkari Şırnak Doğalgaz Dağıtım A.Ş, 30 yıl boyunca işletme lisansını kazanmıştır. Bu iş kapsamında, doğal gazın BOTAŞ hatlarından ve/veya basıncı ve kapasitesi uygun diğer dağıtım/iletim hatlarından alınarak Hakkari ve diğer belirtilen il ve ilçe merkezlerinin mücavir alanlarının bütününe şehir besleme istasyonları, orta basınçlı (çelik) dağıtım şebekesi, bölge besleme istasyonları ve düşük basınçlı (PE) dağıtım şebekesinin tesis edilmesi sağlanmıştır. Bu dağıtım şebekeleri aracılığı ile doğal gaz, lisans bölgeleri sınırları içerisindeki kullanıcılara merkezi ısıtma, bireysel ısıtma, mutfaklarda ve sıcak su ihtiyacında, ticari ve sanayi kuruluşların ısıtma ve proses amaçlı kullanımlarının temini için ulaştırılır ve satışı yapılır.

1.10.1. Fiziki Yapı

Hakkari fiziki yapısı itibarı ile engebeli bir araziye sahiptir. Dağlardan oluşan yüz ölçümü % 87,5 ‘tir. Geriye kalan %10,5’lik kısım yaylalardan oluşmakta, ovaları ise sadece %2 oranındadır.

1.10.2. Bitki Örtüsü

Hakkari topraklarını oranlarına ayırdığımız zaman çayırlık alan ve meralar %59, orman ve fundalıklardan oluşan kısım %25, ekilmiş alanları ise %2’dir. Geriye kalan arazinin % 14 oranındaki kısmı ise tarıma elverişli değildir.

1.10.3. İklimi

İklim özellikleri olarak Hakkari şiddetli bir karasal iklime sahiptir. Bu iklim tipine ait tüm özellikleri barındırmaktadır. Kış ayları çok soğuk ve uzun geçmek ile birlikte yaz aylarında ise kısa ve çok sıcak bir iklim mevcuttur. (Anonim, 2017).

HAKKARİ	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık	Yıllık
	Ölçüm Periyodu (1961 - 2022)												
Ortalama Sıcaklık (°C)	-4.6	-3	2.1	8.3	14.2	20.2	24.7	24.7	20.3	13.1	5.3	-1.4	10.3
Ortalama En Yüksek Sıcaklık (°C)	-0.4	1.4	6.7	13.1	19.5	26.1	31	31.1	26.6	18.7	10	2.7	15.5
Ortalama En Düşük Sıcaklık (°C)	-8	-6.7	-1.7	4.1	9.2	14.2	18.3	18.2	14.1	8	1.2	-4.6	5.5
Ortalama Güneşlenme Süreci (saat)	4	5.2	5.7	6.6	8.8	11.7	12.2	11.3	10	7.2	5.3	3.8	7.6
Ortalama Yağışlı Gün Sayısı	11.32	10.79	13.42	13.32	11.98	3.98	1.45	1.13	1.9	8.39	8.63	10.02	96.3
Aylık Toplam Yağış Miktarı Ortalaması (mm)	90.9	102.8	125.4	124.6	65.1	15.6	5.9	4.8	10.1	63.4	87.1	96.1	791.8
	Ölçüm Periyodu (1961 - 2022)												
En Yüksek Sıcaklık (°C)	11.8	12.9	19.7	25	30.7	34.4	38.8	38	37.1	29.3	20.8	17.5	38.8
En Düşük Sıcaklık (°C)	-23.4	-22.7	-19	-8.3	-0.8	5	10	9.7	4.3	-5.8	-15	-21.3	-23.4

Tablo 1.6: Uzun yıllar içinde gerçekleşen ortalama değerler

Kaynak: MGM, (2023).

Yıl	Hane Başı Tüketim Sm³	Toplam Tüketim Sm³
2023	1.165	20.527.989
2022	1.059	15.183.938
2021	864	8.615.033
2020	495	174.446

Tablo 1.7: Ortalama hane başı yıllık gaz tüketimi ve yıllık toplam tüketim sm³

Kaynak: Akmercan, (2023).

1.10.4. Nüfus Bilgileri

TÜİK verilerine göre, Hakkari nüfusu aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Yıl	HAKKARİ NÜFUSU
2023	58.470
2022	60.098
2021	59.484
2020	59.465
2019	59.756
2018	61.549
2017	56.800
2016	56.917
2015	57.961
2014	57.585
2013	57.939
2012	58.584
2011	60.946
2010	57.844

Tablo 1.8: Hakkari nüfus bilgileri

Kaynak: TÜİK, (2023).

1.10.5. Bina ve Konut Bilgileri

Yıl	HAKKARİ KONUT SAYISI
2023	19.430
2022	18.283
2021	17.049
2020	16.327
2019	15.876

Tablo 1.9: Hakkari konut bilgileri

Kaynak: TÜİK, (2023).

1.11. Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi, bilgisayarlara insan gibi öğrenme**,** davranma ve gelişme yeteneği kazandıran bir bilim dalıdır. (Faggella, 2019). Bu alanda, bilgisayara geçmiş deneyimlerden yararlanarak yeni bilgilere ve becerilere sahip olması öğretilir. Bu sayede bilgisayarlar**,** karmaşık problemleri çözebilir, tahminlerde bulunabilir ve insan müdahalesi olmadan birçok görevi yerine getirebilir.

Makine öğrenmesi, tecrübelerden öğrenme prensibine dayanır. Tıpkı insanlar gibi, bilgisayarlar da verilerden ve örneklerden ders çıkararak performanslarını zamanla geliştirebilir. Bu sayede, daha önce karşılaşmadıkları problemleri çözmek ve daha doğru tahminlerde bulunmak için yeni stratejiler geliştirebilirler. Günümüzde, makine öğrenmesi otomotiv, pazarlama, fen ve tıp gibi birçok farklı alanda kullanılmaktadır.

Makine öğrenmesi modelleri, denetlenmiş öğrenme, denetlenmeyen öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme gibi farklı yöntemlerle eğitilebilir. Makine öğrenmesi modelleri, yapay sinir ağları, karar ağaçları ve k-en yakın komşu gibi farklı algoritmalar kullanarak çalışabilir. Makine öğrenmesi modelleri, büyük veri kümeleri üzerinde eğitilmelidir. Makine öğrenmesi modelleri, yanlılık ve etik gibi bazı önemli endişeleri de beraberinde getirmektedir.

Makine öğrenmesi, bilgisayarların insan müdahalesi olmadan deneyimlerden ve verilerden öğrenerek kendilerini geliştirmelerini sağlayan bir alandır. Bu alanda, karmaşık problemleri çözmek, tahminlerde bulunmak ve otomatik sistemler oluşturmak için çeşitli algoritmalar ve teknikler kullanılır. Makine öğrenmesi problemlerini çözmek için takip edilmesi gereken belli başlı adımlar bulunur. Bu adımları doğru şekilde uygulamak, problemin istenilen zamanda ve başarıyla çözümlenmesini sağlar. (Yavuz, 2020). Uygulanacak adımları bu şekilde sıralayabiliriz:

- Problemin tanımlanması
- Veri analizi
- Verilerin Hazırlanması
- Modelin Kurulması
- Modelin Değerlendirilmesi
- Modelin Kullanılması

Her şeyden önce, çözülmek istenen problem net bir şekilde tanımlanmalıdır. Problemin kapsamı, istenilen çıktı ve başarı ölçütleri belirlenmelidir. Bu aşamada, problemin makine öğrenmesiyle çözülebilir olup olmadığı da değerlendirilmelidir.

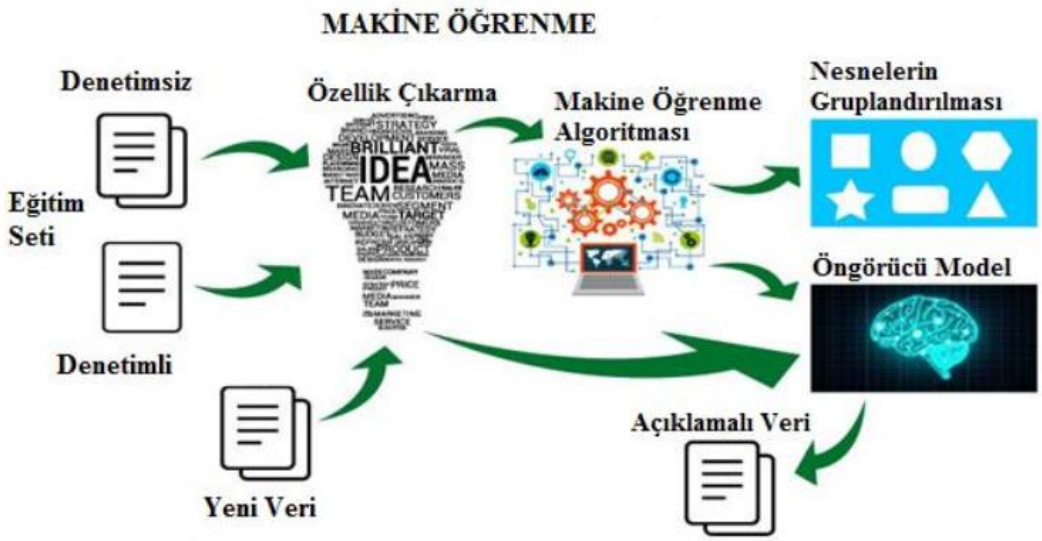
Problemi çözmek için kullanılacak verilerin detaylı bir şekilde analiz edilmesi gerekir. Verilerin türü, miktarı, dağılımı ve kalitesi incelenmelidir. Eksik veya hatalı veriler varsa, bunlar düzeltilmeli veya tamamlanmalıdır.

Veriler, makine öğrenmesi modellerine uygun şekilde hazırlanmalıdır. Bu aşamada, verilerin ölçeklendirilmesi, kodlanması ve normalleştirilmesi gibi işlemler gerçekleştirilebilir.

Problemin türüne ve verilerin özelliklerine uygun bir makine öğrenmesi modeli seçilmeli ve bu model eğitilmelidir. Farklı modeller denenerek en iyi performansı gösteren model seçilebilir.

Eğitilmiş model, yeni veriler üzerinde test edilerek performansı değerlendirilmelidir. Modelin doğruluk, hassasiyet, özgüllük gibi ölçütleri hesaplanarak başarısı analiz edilir.

Başarılı bir şekilde değerlendirilmiş model, gerçek dünya uygulamalarında kullanılabilir. Modelin tahminleri veya kararları, problemin çözümü için kullanılabilir.



Şekil 1.21: Makine öğrenmesi

Kaynak: Yavuz,(2020).

Yapay zeka (YZ), makine öğrenmesi (ML) ve derin öğrenme (DL), günümüzde oldukça popüler olan ve birbiriyle sıkça karıştırılan üç kavramdır. Her ne kadar bu alanlar birbiriyle bağlantılı olsa da, aralarında önemli farklılıklar da bulunmaktadır. Yapay zeka, en genel anlamıyla, insan zekasını taklit edebilen ve insan gibi düşünebilen, öğrenebilen ve davranabilen sistemlerin geliştirilmesini amaçlayan bir bilim dalıdır. Bu sistemler, oyun oynama, dil çevirisi, robotik ve tıbbi teşhis gibi birçok farklı alanda kullanılabilir. Makine öğrenmesi, bilgisayarların açıkça programlanmadan deneyimlerden ve verilerden öğrenmesini sağlayan bir alt alandır. Bu alandaki algoritmalar, büyük veri kümelerini analiz ederek verilerdeki örüntüleri ve ilişkileri keşfedebilir ve bu sayede tahminlerde bulunabilir, kararlar verebilir ve yeni bilgiler öğrenebilirler. Derin öğrenme, makine öğrenmesinin bir alt dalıdır ve insan beynindeki sinir ağlarından ilham alan yapay sinir ağlarını kullanır. Bu ağlar, çok katmanlı bir yapıya sahip olduklarından "derin" olarak adlandırılırlar ve karmaşık problemleri çözmede oldukça başarılıdırlar.

Yapay zeka ve makine öğrenmesi arasındaki ilişkiye bakılacak olunursa, yapay zeka, genel bir hedefken, makine öğrenmesi bu hedefe ulaşmak için

kullanılan araçlardan biridir. Yapay zeka sistemleri, problemleri çözmek ve insan gibi davranmak için makine öğrenmesi algoritmalarını kullanabilirler.



Şekil 1.22: Yapay zeka bileşenleri

1.12. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), tıpkı insan beyni gibi, biyolojik sinir hücrelerinin çalışma prensiplerinden yola çıkarak tasarlanmış, karmaşık problemleri çözelebilecek bir bilgi işleme sistemidir.(Fausett, 1994). Bu YSA'lar, temelde biyolojik sinir ağlarının bazı güçlü yönlerini taklit eder ve veriden öğrenme, genelleme yeteneği, sınırsız değişkenle çalışabilme gibi birçok önemli özellikle donatılmıştır.

1.12.1. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları

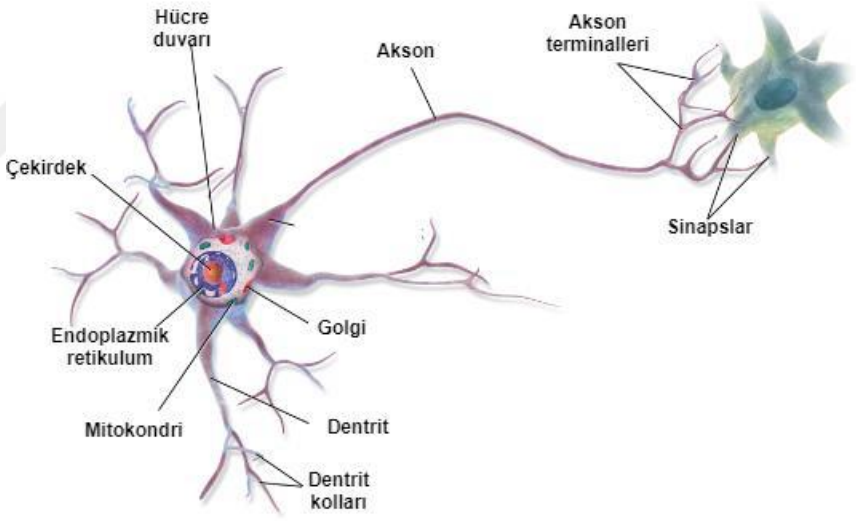
YSA'nın uygulama alanları sürekli olarak genişlemektedir ve gerçek hayatta karşılaşılan pek çok problem için geniş bir uygulama potansiyeline sahiptir. Literatürde çeşitli alanlarda yapılan çalışmalarda Yapay Sinir Ağlarının (YSA) kullanıldığı örnekler mevcuttur (Bahadır ve Özdemir 2016).

YSA'nın çeşitli sektörlerde ve alanlarda yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bunlar arasında arıza analizi ve tespiti, tıp alanında hastalık teşhisi ve tedavisi, savunma sanayiinde askeri operasyonlar ve sistemlerin iyileştirilmesi, haberleşme teknolojilerinde sinyal işleme ve veri analizi, üretim

endüstrisinde verimlilik artırma ve kalite kontrol, otomasyon ve kontrol sistemlerinde süreç optimizasyonu, eğitimde öğrenci performansı analizi ve kişiselleştirilmiş öğrenme yöntemleri, finansal öngörü ve risk yönetimi, ekonomik öngörü ve piyasa analizi, kredi derecelendirme ve risk değerlendirmesi, konuşma ve yapı tanımlama sistemleri, işlem modelleme ve yönetimi yazılımları, laboratuvar araştırmalarında veri analizi ve sonuçların yorumlanması, iflas tahmini ve şirket performansının değerlendirilmesi, petrol ve gaz endüstrisinde rezerv tahmini ve madencilik faaliyetlerinde kullanım bulunmaktadır.

1.12.2. Yapay Sinir Ağının Yapısı

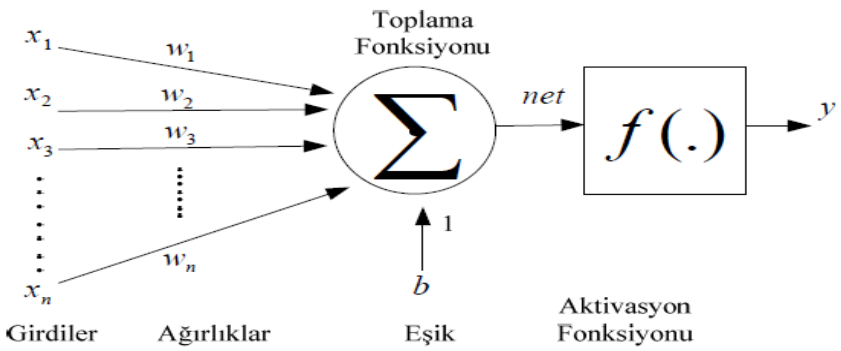
Sinir hücresinde, akson boyunca kimyasal taşıyıcılar aracılığıyla sinyaller iletilir. Bir sinir hücresinin akson ucu (çıkış), diğer sinir hücrelerinin dentritleri (giriş) ile sinapslar vasıtasıyla bağlantı kurar. (Zhang, 2019).



Şekil 1.23: Biyolojik sinir hücre yapısı

Kaynak: Zhang,(2019).

YSA'nın temel çalışma öğeleri yapay sinir hücresi ya da işlem elemanı olarak tanımlanır. En temel haliyle Şekil 6.2'de görüldüğü gibi bir yapay sinir hücresi beş ana bileşenden oluşmaktadır. Bunlar girdiler, ağırlıklar, birleştirme fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkış bileşenleridir.



Şekil 1.24: Yapay sinir ağları

Kaynak: Kaynar vd.,(2011)

Şekil 6.3'de biyolojik sinir yapısı ve bu sinir yapısının matematiksel olarak benzetimi Şekil 6.4'de gösterilmektedir. Yapay sinir hücresinde bir önceki katmanın çıktıları (yapay dentrit yapısı) veya giriş katmanı (x1, x2, … xn) ile ağırlıkların (w1, w2, … wn) birbirileri ile çarpılıp (yapay sinaps) toplanması ve bias (b) değeri eklenerek aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile çıkış (akson terminalleri) elde edilmektedir. (Yaman, 2021).

1.12.3. Yapay Sinir Ağlarının Temel Elemanları

Bir yapay sinir hücresinin temel bileşenleri beş kısımdan oluşmaktadır.

1.Girdiler

2. Ağırlıklar

3. Birleştirme fonksiyonu

4. Aktivasyon fonksiyonu

5. Çıktı

1.12.3.1. Girdiler

Girdiler, YSA hücresine çevreden gelen sinyalleri temsil eder ve bu sinyaller için çıktı oluşmaktadır. (Okutan, 2014).

1.12.3.2. Ağırlıklar

YSA hücresine gelen ağırlıklar, verinin sinir hücresi üzerindeki etkisini belirleyen kritik parametrelerdir. Ağırlıkların büyük olması, o girdinin sinir hücresi üzerindeki etkisinin gücünü temsil eder. Ağırlıkların işareti (pozitif veya negatif), o girdinin sinir hücresinin aktivasyonunu nasıl etkileyeceğini gösterir. Pozitif bir ağırlık, o girdinin aktivasyonunu artırırken, negatif bir ağırlık aktivasyonu azaltır. Bir ağırlığın sıfır olması, o girdinin sinir hücresi üzerinde hiçbir etkisi olmadığı anlamına gelir**.** (Öztemel, 2006).

1.12.3.3. Birleştirme Fonksiyonu

Birleştirme fonksiyonları, yapay sinir ağlarında kritik öneme sahip olan ve sinir hücrelerine gelen net girdiyi işleyen matematiksel fonksiyonlardır. Tablo 6.1'de Birleştirme fonksiyonu için sıklıkla kullanılan örnekler gösterilmiştir.

Tabloya bakıldığında (G) girdileri, (A) ise ağırlıkları temsil etmektedir. (Öztemel, 2012). Yapay sinir ağlarında, her bir giriş, kendisine atanan ağırlık değerleri ile çarpılır ve ardından eşik değeri ile toplanır**.** Bu işlem, birleştirme fonksiyonu olarak adlandırılır. Elde edilen toplam, aktivasyon fonksiyonuna gönderilir ve bu fonksiyondan net çıktı üretilir. (Mete, 2008). Yapay sinir ağlarında en uygun birleştirme fonksiyonu, problemin türüne, kullanılan ağ mimarisine ve istenilen performansa bağlı olarak deneme-yanılma yöntemi ile belirlenir. Her bir fonksiyonun kendine özgü avantajları ve dezavantajları vardır. Bu sebeple en iyi sonuca varmak için farklı fonksiyonlar denenmelidir. Tüm ağırlıkla çarpılmış girdilerin toplamını hesaplamak en yaygın kullanılan Birleştirme fonksiyonu türüdür. (Mete,2008).

Net giriş	Açıklama
Toplam $Net\ girdi = \sum_i w_{ij} x_i$	Her girdi kendisine atanan ağırlık değerleri ile çarpılır ve bulunan değerler bir araya gelerek net girdiyi oluşturmak için toplanır.
Çarpım $Net\ girdi = \prod_i G_i A_i$	Ağırlıklarla çarpılmış her bir girdi değeri net girdiyi bulmak için çarpılır.
$Net\ girdi = Max(G_i A_i), İ = 1...N$	Her girdi kendisine atanan ağırlık değeri ile çarpıldıktan sonra bir araya getirilir; en yüksek değere sahip olan, ağın net girdisi olarak belirlenir.
$Net\ girdi = Min(G_i A_i), İ = 1...N$	Her girdi kendisine atanan ağırlık değeri ile çarpıldıktan sonra bir araya getirilir; en düşük değere sahip olan, ağın net girdisi olarak belirlenir.
Çoğunluk $Net\ girdi = \sum_i \text{sgn}(G_i A_i)$	Her girdi kendisine atanan ağırlık değeri ile çarpılır. Pozitif ve negatif değerlerin sayısı bulunur. En büyük değer net girdidir.
Kümülatif toplam $Net\ girdi = Net(eski) + \sum_i (G_i A_i)$	Her girdi kendine atanan ağırlık değeri ile çarpılarak toplanır. Daha önceki bilgilere eklenerek ağın net girdisi hesaplanır.

Tablo 1.10: Birleştirme fonksiyonu örnekleri

1.12.3.4. Aktivasyon Fonksiyonu

Yapay sinir ağlarında, birleştirme fonksiyonları, tüm girdileri alır ve onları işleyerek, sinir hücresinin net girdisini hesaplar. Bu net girdi, bir sonraki aşamada aktivasyon fonksiyonuna gönderilir ve sinir hücresinin nihai çıktısını belirlemek için kullanılır. Basitçe ifade etmek gerekirse, aktivasyon fonksiyonu, sinir hücresinin ne kadar aktif olduğunu ve hangi sinyalleri ileteceğini belirler.

İşte en yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonu tipleri:

1. Basamak (Step) Fonksiyonu
2. Doğrusal (Linear) Fonksiyon
3. Sigmoid Fonksiyonu

4. Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu
5. ReLU (Rectified Linear Unit) Fonksiyonu
6. Sızıntı (Leaky) ReLU Fonksiyonu
7. Softmax Fonksiyonu
8. Swish (A Self-Gated/Kendinden Geçitli) Fonksiyonu

En sık kullanılan aktivasyon formülleri Tablo 6,2'te verilmektedir.

AKTİVASYON FONKSİYON	**DENKLEM**	**ARALIK**
Doğrusal Fonksiyon	$f(x) = x$	$(-\infty, \infty)$
Basamak Fonksiyonu	$f(x) = \begin{cases} 0 \text{ için } x<0 \\ 1 \text{ için } x \geq 0 \end{cases}$	{0,1}
Sigmoid Fonksiyon	$f(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$	(0,1)
Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu	$f(x) = \tanh(x) = \frac{\left(e^{x} - e^{-x}\right)}{\left(e^{x} + e^{-x}\right)}$	(-1,1)
ReLU	$f(x) = \begin{cases} 0 \text{ için } x<0 \\ x \text{ için } x \geq 0 \end{cases}$	$[0, \infty)$
Leaky (Sızıntı) ReLU	$f(x) = \begin{cases} 0.01 \text{ için } x<0 \\ x \text{ için } x \geq 0 \end{cases}$	$(-\infty, \infty)$
Swish Fonksiyonu	$f(x) = 2x\sigma(\beta x) = \begin{cases} \beta = 0 \text{ için } f(x) = x \\ \beta \to \infty \text{ için } f(x) = 2\max(0,x) \end{cases}$	$(-\infty, \infty)$

Tablo 1.11: Aktivasyon fonksiyonu örnekleri

Kaynak: Anonim, (16.03.2024).

1.12.3.5. Çıktı

Girişler, kendilerine atanan ağırlık değerleriyle çarpılır ve ardından birleştirme fonksiyonu kullanılarak net girdiye dönüştürülür. Bu net girdi, aktivasyon fonksiyonuna gönderilir ve sinir hücresinin nihai çıktısını belirler. YSA'da çıktı genellikle problemin çözümünü temsil eder ve dış dünyaya iletilir. (Alan, 2013).

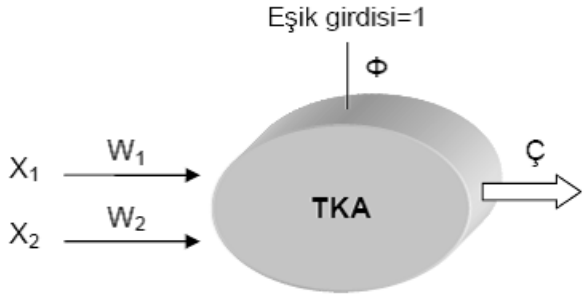
1.13. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

YSA modelleri, hem yapılarına hem de öğrenme algoritmalarına göre iki ayrı kategoriye ayrılabilir.

1.13.1. Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları

1.13.1.1. Tek katmanlı algılayıcılar

Tek katmanlı ağlar, basit yapılara sahip olup, girdi ve çıktı katmanlarından oluşmaktadır. Bu tür algılayıcılarda çıktı fonksiyonu genellikle doğrusal bir yapıdadır ve tipik olarak 1 veya -1 gibi değerler alır. Bu durumda, çıktı sonucu 1 ise birinci sınıfa, çıktı sonucu -1 ise ikinci sınıfa kabul edilmektedir. Tek katmanlı ağlar genellikle basit problemlerin çözümünde kullanılır ve daha karmaşık problemlerin çözümü için çok katmanlı ağlara kıyasla sınırlı bir kapasiteye sahiptir.



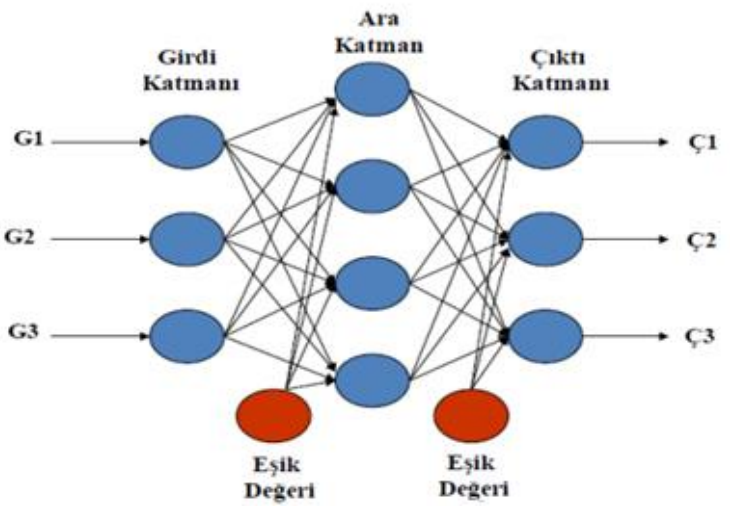
Şekil 1.25: Tek katmanlı algılayıcı modeli

Kaynak: Öztemel, (2006)

1.13.1.2. Çok katmanlı algılayıcılar

Çok katmanlı algılayıcılar, doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonlarına sahip çok sayıda nöronun belirli bir hiyerarşik düzende bağlandığı bir yapıyı ifade eder. Bu yapı, daha karmaşık problemleri çözmek için tasarlanmıştır. Çok katmanlı algılayıcıların ortaya çıkmasında, daha basit yapılı modellerin karmaşık problemleri çözme konusundaki sınırlamalarının etkisiz olduğu gerçeği etkilidir.

Bu çok katmanlı yapılar, daha geniş bir örüntü tanıma yeteneği ve daha karmaşık ilişkileri modelleme kapasitesi sağlar. Bu nedenle, derin öğrenme ve yapay sinir ağları alanında çeşitli başarılar elde etmek için kullanılırlar.

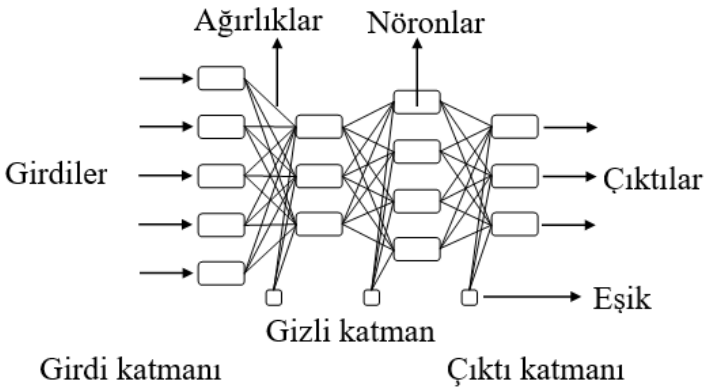


Şekil 1.26: Çok katmanlı algılayıcı modeli

Kaynak: Kabalcı, (2014).

1.13.1.3. İleri beslemeli yapay sinir ağları

İleri beslemeli olan YSA'da nöronlar, tek yönlü bağlantılı ve katmanlı bir ağ türüdür. Bu ağlarda, bir katmandaki nöronlardan sadece kendinden sonra gelen katmana bağlantı bulunmaktadır. Girişe gelen bilgiler, gizli katmandaki hücrelere doğrudan iletilir ve herhangi bir değişime uğratılmadan aktarılır. Ardından sırasıyla çıkış katmanından geçer, işlenir ve nihayet dış ortama aktarılır. Bu düzen, bilgilerin birbirini takip eden katmanlarda ilerleyerek ağın genel çıkışını oluşturmasını sağlar.

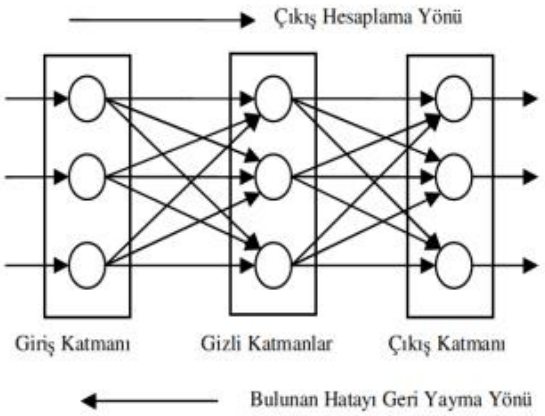


Şekil 1.27: İleri beslemeli ağ yapısı

Kaynak: Özşahin, (2013)

1.13.1.4. Geri beslemeli yapay sinir ağları

İleri beslemeli olan YSA'da bilgi tek yönlü olarak akar, giriş katmanından başlayıp çıkış katmanına kadar ilerler. Geri beslemeli olan YSA'da ise durum farklıdır. Bu ağlarda, bir nöronun çıktısı sadece bir sonraki katmandaki nöronlara değil, aynı zamanda kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan diğer nöronlara da girdi olarak gönderilir. Bu geri besleme mekanizması, ağa doğrusal olmayan dinamik davranışlar kazandırır. Geri beslemeli olan YSA'lar**,** karmaşık problemleri çözmek için çok güçlü bir araçtır. Farklı geri besleme bağlantı türleri ve ağ yapıları sayesinde, çok çeşitli problemlere uyarlanabilirler.



Şekil 1.28: Geri Beslemeli Ağ Yapısı

Kaynak: Kurnaz, (2014)

1.13.2. Öğrenme Algoritmalarına Göre Yapay Sinir Ağları

YSA'lar, verilerden öğrenerek çalışabilen sistemlerdir. Bu öğrenme işlemi sayesinde ağ, girdi ve çıktı arasındaki ilişkileri keşfeder ve buna göre tahminlerde bulunabilir. YSA'lar,çeşitli algoritmalar kullanarak öğrenir, denetimli öğrenme ve denetimsiz öğrenme olmak üzere iki ana kategoriye ayrılır.

1.13.2.1. Denetimli ve denetimsiz öğrenme

Denetimli öğrenme (Supervised Learning), Yapay Sinir Ağı (YSA) modellerinin sınıflandırma işlemi gerçekleştirilirken, eğitim veri setindeki her bir örneklemin hangi sınıfa ait olduğunun bilindiği durumu ifade eder. Model parametreleri, yani ağırlıklar ve bias, bu bilgiye göre güncellenir. Bu sistemlerde, beklenen değer bilinir ve model sonuçları bu bilgiye göre ayarlanır.

Denetimsiz öğrenme (Unsupervised Learning), verilerin kendi aralarında sınıflandırma veya kümeleme işlemlerini etiketlenmemiş (belirsiz) verilerle gerçekleştirir. Bu öğrenme modelinde geri bildirim veya hata hesaplama işlemleri bulunmaz. Denetimli öğrenmede model, doğru sonuca ulaşmak için eğitilirken, denetimsiz öğrenme modelinde doğruya en yakın sınıflandırma gerçekleştirilir. (Sutskever vd., 2016)

1.14. Model Öğrenme Parametreleri

Gizli katmanlardaki yapay sinir hücrelerinin ve ağdaki gizli katmanların sayısı, ağ topolojisi ile ifade edilir. Ağ topolojisi, Yapay Sinir Ağı (YSA) modelinin boyutunu, derinliğini ve kullanılan parametre miktarını genel hatlarıyla belirler. YSA modeli oluşturulurken aşağıdaki parametrelerin veri setine ve modele uygun olarak seçilmesi gerekmektedir:

Eğitime girecek veriler (Batch-Size) modelin her bir eğitim döngüsünde kullanacağı örneklerin sayısını temsil eder. Veri setinin tamamının eğitime dahil edilmesi eğitim sürecini yavaşlatabilir, bu nedenle veriler parçalar halinde eğitilebilir.

Optimizasyon, yapay sinir ağları büyüdükçe ve veri kümeleri genişledikçe optimizasyon daha zor hale gelir. Farklı optimizasyon teknikleri modelin eğitimini hızlandırmak ve hatayı azaltmak için kullanılır. Örnek optimizasyon teknikleri: Eğim Azaltma, Adagrad, AdaDelta, Adam, RMSprop. (Yaman, 2021)

Hata (Loss veya Cost) Fonksiyonu, YSA modelinin performansını değerlendirmek için kullanılan bir fonksiyondur. Veri setine ve modele uygun bir hata fonksiyonu seçmek, eğitimi hızlandırabilir ve doğruluk oranını artırabilir. Bu parametreler, modelin başarıyla eğitilmesi için önemlidir ve veri seti, problem tipi ve gereksinimlere bağlı olarak seçilmelidir.

$$\text{Hata Kareleri Ortalaması (MSE)} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(t_i - td_i)^2 \qquad (6.1)$$

$$\text{Ortalama Mutlak Yüzde hata (MAPE)} = = \frac{1}{N}\left(\sum_{i=1}^{N}\left[\left|\frac{t_i - td_i}{t_i}\right|\right]\right) x100 \qquad (6.2)$$

$$\text{Karesel Ortalama Hata Karekökü (RMSE)} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(t_i - td_i\right)^2} \qquad (6.3)$$

Belirtilen denklemlerde, ağın ürettiği çıktı t_i , gerçek çıktı td_i ve NN toplam veri sayısını göstermektedir. (Bayır, 2006)

Başlangıç parametrelerinin seçimi yapılırken, girişe rastgele değerler vermek yerine Transfer öğrenme metodu da kullanılabilir. Transfer öğrenme tekniği kullanılırken, daha önce benzer problemlerde kullanılmış model parametrelerini yeni eğitilecek modele uygulayarak başlangıç koşulları ve model parametreleri belirlenir. Bu yöntem, sinir ağlarının eğitimini hızlandırmak için kullanılmaktadır. (Bengio. 2012)

Model öğrenme sürecinde iyi performans elde etmek için modeldeki değişiklik miktarı, adım boyutu veya öğrenme hızı olarak da adlandırılır ve en önemli hiper parametrelerden biridir. Modelin öğrenme sürecinde her yineleme

için parametrelerin güncellenme miktarını belirleyen katsayıdır ve bir sinir ağı modelinin bir sorunu ne kadar hızlı veya yavaş öğrendiğini kontrol eder.

Öğrenme oranının çok büyük seçilmesi, modelin öğrenmemesini sağlayacaktır. Bunun aksine, öğrenme oranının çok küçük seçilmesi de öğrenme sürecini çok yavaşlatacaktır. Öğrenme işleminin gerçekleşmesi için çok fazla döngüye ihtiyaç duyulacak ve öğrenme için çok fazla zamana ihtiyaç duyulacak ve enerji tüketimi artacaktır.

Bir Epoch, veri kümesinin yalnızca bir kez sinir ağı üzerinden ileri ve geri aktarılmasıdır. Eğitim veri setini kullanarak modelin eğitimi için güncellenen parametrelerin meydana geldiği sürecin tekrarlama sayısını temsil etmektedir. Döngü sayısının az olması durumunda model eğitimi gerçekleşmemiş veya döngü sayısının fazla olması eğitim süreci bitmiş model için zaman ve güç kaybı olacaktır. (Yaman, 2021)

YSA model öğrenme sürecinde aktivasyon fonksiyonlarının seçimi öğrenme sürecine yardımcı olur ve ayrıca doğrusal olmayan özelliklerin sınıflandırılmasını sağlamaktadır. Aktivasyon kelimesi bu fonksiyonların çıkışına bakarak bir nöronun aktif olup olmadığını belirlemesi işleminden gelmektedir.

Yapay sinir ağındaki verilerin, ilk etapta hepsi bir aralıkta ve birbirleri ile benzer bir biçimde olması gerekmektedir. Tüm veriler değer olarak bir aralıkta ve birbirleri ile orantılı bir biçimde olmadığında, yani veriler arasındaki fark aşırı büyük ya da aşırı küçükse, elde edilen net girdiler orantısız değerler halinde olacaktır. Bu nedenle, hesaplama hatalarından kaçınmak için, verilerin belirli bir aralıkta ölçeklendirilmesi gerekir. Genellikle ölçeklendirme için [0 – 1] aralığı tercih edilir. Veri normalleştirme, eğitim süreci başlamadan uygulanır. En sık kullanılan normalleştirme formülleri aşağıdaki gibidir (Hamzaçebi, 2011).

a) [0,1] aralığında doğrusal dönüşüm:

$$x_n = \frac{x_0 - x_{\min}}{x_{mak} - x_{\min}} \tag{6.4}$$

b) [a,b] aralığında doğrusal dönüşüm:

$$x_n = (b-a)\frac{x_0 - x_{\min}}{x_{mak} - x_{\min}} + a \qquad (6.5)$$

c) Basit normalizasyon:

$$x_n = \frac{x_0}{x_{mak}} \qquad (6.6)$$

d) İstatiksel normalizasyon:

$$x_n = \frac{x_0 - \bar{x}}{s} \qquad (6.7)$$

xn ve *x0* sırasıyla normalleştirilmiş ve orijinal veriyi temsil etmektedir. *xmin, xmak, xn,* $\bar{x}$ ve ***s***, sırasıyla minimum, maksimum, normalize edilmiş, ortalama ve standart sapmayı ifade etmektedir.

1.15. Doğal Gaz Tüketiminin Gelecek Projeksiyonu

Literatürde yürütülen çalışmalar incelendiğinde ağırlıklı olarak 5 temel kategoride tahminleme ve gelecek projeksiyonu üzerine çalışıldığı görülmektedir.

- Öznel Tahminleme
- Regresyon Analizi
- Box-Jenkins Tekniği (Birleştirilmiş Otoregresif Hareketli Ortalamalar)
- Yapay Sinir Ağı Modeli
- Bulanık Mantık Modelleri

1.15.1. Öznel tahminleme

Bu yöntem, geçmişten gelen bilgi birikimi, uzmanlık ve öngörüden yola çıkarak tahminleme yapılmasını ele almaktadır. Tecrübeye bağlı olarak tutarlı olabilmesine karşın tahminlerde bilimsellikten çok yorumsallığı ele almaktadır.

1.15.2. Regresyon analizi

Doğal gaz tüketiminin seçilen bir veya birden fazla parametre değişimi karşılığında sergilemiş olduğu dağılımın trendi gözetilerek eğri uydurma yöntemi ile yapılan gelecek tahmin senaryolarını ele alır. Bu analiz, iki değişken arasında doğrusal olarak kontrol ediliyorsa basit regresyon analizidir fakat birden fazla bağımsız değişken sonucunda tek bir bağımlı değişken ortaya çıkıyorsa doğrusal çoklu regresyon analizi olarak isimlendirilmektedir.

1.15.3. Box-Jenkins tekniği

Belirli bir zaman aralığındaki doğal gaz tüketim verilerinin, farklı bir dönemle karşılaştırılarak tahmin yapılması, kullanılan yönteme bağlı olarak çeşitli modeller içermektedir. Otoregresif (AR) model, belirli bir zaman aralığını önceki bir dönemle karşılaştırarak tahmin yapar; hareketli ortalama (MA) modeli ise zamanla değişen hata oranlarını kullanarak tahminde bulunur. Otoregresif Hareketli Ortalama (ARMA) modeli, AR ve MA modellerinin birleştirilerek daha az parametre ile tahmin yapılmasını sağlar. Durağan Olmayan Doğrusal Stokastik (ARIMA) modeli ise mevsimsel değişiklikler gibi belirli periyodik etkileri içeren verilerin gelecekteki tahminlerinde kullanılır. Her bir model, farklı matematiksel yaklaşımlar ve öngörü yetenekleriyle belirli veri setlerine daha iyi uyum sağlamak üzere tasarlanmıştır.

1.15.4. Yapay sinir ağı modeli

YSA modeli, diğer modellerden farklı olarak bir çıktının bağımsız parametreleri arasındaki lineer olmayan ilişkileri göz önünde bulundurarak matematiksel bir fonksiyon oluşturup tahminleme yapmayı amaçlamaktadır. Oluşturulan model, parametre farklılıkları arasındaki lineer olmayan ilişkileri dikkate aldığı için diğer yöntemlere göre daha gerçekçi sonuçlar elde edebilmektedir. Farklı model yapıları kullanılsa da temel mantık, girdi ile çıktı arasına bir veya birden fazla ara katman ekleyerek, bu katmanlar üzerinde belirli sayıdaki değerlerin katsayılarını belirlemek ve böylece tanımlanan girdileri kullanarak çıktılara ulaşmaktır.

1.15.5. Bulanık mantık modelleri

Bulanık mantık modelleri, insan düşünce yapısını örnek alarak girdi ile çıktı arasında bir mantık doğrultusunda bağ kurmaya çalışan bir yapıdır. Bu yöntemde, tespit doğruluğu ve yanlışlığı ara kademelere bölünerek (örneğin kısmen doğru veya kısmen yanlış) derecelendirilir ve bu doğrultuda çıktı ile arasında bağ kurulmaya çalışılır. Tez çalışması kapsamında bu yöntemin kullanılmasının seçilmesinin nedenleri arasında, girdiler arasındaki lineer olmayan ilişkilerin göz önüne alınması, raporlanan tutarlılığının yüksek olması, Türkiye'nin doğal gaz tüketimi için benzer bir çalışmanın raporlanmamış olması ve model eğitiminde kullanılabilecek uygun formatta verinin hazır olması yer almaktadır. Bu sebeplerle yapay sinir ağı modeli kurulması planlanmıştır. (Taşpınar, 2021)

2. LİTERATÜR TARAMASI

Yıllardır dünyada gerçekleştirilen talep tahmini uygulamaları, ülkemizde enerji piyasasının serbestleşmesiyle birlikte daha da önem kazanmıştır. Özel sektörde faaliyet gösteren enerji şirketleri ve kamu kuruluşları düzenli olarak enerji talep tahmin çalışmalarını sürdürmektedir. Aynı zamanda, akademik alanda da enerji talep tahmini üzerine çeşitli çalışmalar gerçekleştirilmektedir. Yapılan birçok araştırma, gelecekteki enerji talebini tahmin etmede yapay sinir ağlarının, geleneksel yöntemlere kıyasla en az onlar kadar etkili, hatta bazen daha başarılı sonuçlar verdiğini göstermiştir. Yapay sinir ağları, doğalgaz tüketim tahminleri gibi alanlarda geleceği öngörmek için kullanıldığı birçok alanda başarıyla uygulanmaktadır. Bu bağlamda, yapay sinir ağlarının enerji sektöründeki talep tahmin çalışmalarında etkin bir araç olduğu kabul edilmektedir.

Yapılan birçok çalışma, gelecekteki olayları tahmin etmede yapay sinir ağlarının geleneksel yöntemlere kıyasla benzer hatta bazen daha iyi sonuçlar verdiğini ortaya koymuştur. Bu başarı, enerji sektöründe özellikle talep tahmin çalışmalarında yapay sinir ağlarının etkili bir şekilde kullanılmasını teşvik etmiştir. Özellikle ülkemizde, Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPİAŞ) tarafından 1 Eylül 2018 tarihinde kurulan spot doğalgaz piyasasıyla birlikte doğalgaz talep tahmin çalışmaları daha da önemli bir hale gelmiştir. Bu spot piyasa, doğalgaz ticareti yapan şirketler ile doğalgaz dağıtım firmaları arasında saydam bir ortam oluşturarak talep tahmin çalışmalarını desteklemektedir. Organize Toptan Doğalgaz Satış Piyasası (OTSP) üzerinden yapılan doğalgaz alış satış işlemleri ise 7/24 kontrol otomasyon sistemleri ile pay sahipleri arasında gerçekleştirilmektedir. Bu piyasa, EPİAŞ'ın kurduğu şeffaf ortamda doğalgaz ticaretini daha etkili ve güvenilir bir hale getirmiştir. (Balıkçı vd., 2013).

Enerji kaynakları için arz, talep ve üretimin tahmini üzerine yapılan literatürde birçok çalışma bulunmaktadır. Örneğin, Lee vd., (1992) kısa vadedeki elektrik yükünü tahmin edebilmek adına YSA tekniklerinden bazılarını kullanmışlardır. Veriler hem hafta sonları hem hafta içi günler olacak şekilde iki ayrı şablonda incelenmiştir. Yapılan bu çalışmada birbirine bağımlı olmayan

geçmiş, hava durumu verileri ve haftalık gerçekleşen enerji tüketimi verileri kullanılmıştır. Model olarak Doğrusal olmayan model önerilmiş ve YSA'nın farklı teknikleri test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar ise tahmini hata açısından değerlendirilmiştir.

Ediger vd., (2002) 2004 ile 2038 yılları arasındaki fosil yakıt üretimini tahmin etmeye çalışmışlardır. Kullanılan teknikler regresyon analizi, ARIMA ve SARIMA dır. 1950 ile 2003 yılları aralığında bulunan üretim miktarları ve rezerv miktarlarını kullanıp değişken kaynaklar için üretimdeki tahmini değerleri elde etmişlerdir. Her yakıt tipi için ayrı ayrı modellemeler üretilmiştir. En doğru sonuç ise petrol yakıt tipinde elde edilmiştir. Tüketim ile üretim farkının sürekli artacağı sonucu elde edilerek, 2000 yılına kıyasla 2030 yılındaki farkın iki katına çıkacağı belirtilmiştir. Elde edilen bu verilere göre, 2019 yılında kömür, 2024 yılında doğalgaz, 2029 yılında petrol, 2031 yılında ise asfaltit rezervlerinin Türkiye'de bitmiş olacağı sonucu elde edilmiştir.

Sarak ve Satman (2003) kullandıkları degree-day isimli metod ile birlikte kullanıcı sayısı , sıcaklık ve nüfus verileri ile 1998 ve 2000 dönemindeki günlük veriler ile 2000 ve 2023 dönemindeki hanelerin kullanacağı doğalgaz miktarını tahmin etmişlerdir. Gerçekleştirdikleri bu çalışma ile birlikte eğer tüm evlerde ısınma olarak doğalgaz tüketilirse 2023 yılında kullanılacak doğalgaz tüketiminin 14.92 Gm^3'e çıkacağını belirtmişlerdir.

Akan ve Tak (2003) Türkiye' elektrik tüketimi talebinin tahmin edilmesi üzerine yaptıkları çalışmada, 1970 ile 2000 yılları arasındaki yıllık zaman serisi verilerini kullanıp elektrik tüketim talebi modellemesi hazırlamışlardır. Buna ek olarak, hata giderme modelleri oluşturarak 2001 ile 2005 yılları arasındaki dönem için talep projeksiyonunda bulunmuşlardır. Yaptıkları çalışmaların sonucunda elektrik tüketim talebinin git gide yükseleceği sonucuna varmışlardır.

Görücü vd., (2004) 2002 ile 2005 yıllarında Ankara ilinde tüketilecek doğalgazı tahmin etmek için bir çalışma yapmışlardır. Sıcaklık, doğalgaz kullanan kişi sayısı, gazın fiyatı ve dövizdeki kur değişimine ait 1991 ve 2001 arasında bulunan günlük verileri kullanıp çoklu regresyon analizi yapmışlardır. İyimser ve

kötümser olmak üzere iki farklı senaryo ile tahminlemeler yaparak elde etikleri sonuçların başarılı olduğunu görmüşlerdir.

Hamzaçebi ve Kutay (2004) 1970 ve 2003 yılları arasındaki nüfusa ait verileri kullanıp Box-Jenkins, regresyon analizi ve YSA (feed forward) ile 2003 ve 2010 yılları arasındaki Ülkemizde meydana gelecek elektrik tüketimi taleplerini tahmin etmeye çalışmışlardır. Bunun için kullanmış oldukları modeller Box-Jenkinsve regresyondur. YSA kullanmış oldukları bu iki modele göre daha doğru sonuç göstermiştir.

Kılıç (2006) doğalgaz tahminlemesi için regresyon analizi kullanılmıştır. Türkiye'de 2023 yılında 72.04 Milyar m^3, 2030 yılında ise 86.44 Milyar m^3 doğalgazın kullanılacağı öne sürülmüştür.

Vıtullo vd., (2009) ise günlük doğalgaz tüketim tahmini için iki farklı yöntem kullanmıştır. Bunlar çoklu regresyon yöntemi ve yapay sinir ağları metodudur. "GasDay" denilen program ile iki farklı yöntemi de kullanarak tahmin yapmışlardır. Kullandıkları bilgisayar programının, ilgili veriler için yüksek başarı elde ettiği belirtilmiştir.

Akkurt vd., (2010) yaptığı çalışmada çift üstel düzeltme ile SARIMA yöntemleri sayesinde aylık doğalgaz talep tahminini ele almıştır. Ayrıca, SARIMA modelinde yıllık kullanılan verilerle yapılan tahminde, çift üstel düzeltmeli zaman serisi modeli daha iyi sonuç göstermiştir.

Çoban vd., (2011) tarafından gerçekleştirilen uygulamada, Konya ilinde gelecekteki doğalgaz talebinin karşılanabilmesi için doğalgaz talebini öngörmeye yönelik bir çaba gösterilmiştir. Bu çalışmada, zaman serileri analiz tekniği kullanılarak doğalgaz talebinin aylar itibariyle dalgalanabileceği ve mevsimsellikle ilişkili olduğu sonucuna varılmıştır. Ayrıca, sanayi sektörü üzerinde yapılan incelemelerde tüketim miktarının zamanla artma eğiliminde olacağı öngörülmüştür.

Kaynar vd., (2011) 2005 ve 2006 yılları arası günlük gerçekleşen ve haftalık gerçekleşen doğalgaz tüketimlerini kullanıp YSA (feed forward) ve

ARIMA ile Ankara ilindeki doğal gaz tüketim tahminini yapmışlardır. YSA modellerinde ARIMA modelinde elde edilenden daha iyi performans elde edilmiştir.

Busse vd., (2012) tarafından gerçekleştirilen bu çalışmada, NARX YSA tekniği kullanılarak, Almanya piyasasındaki doğalgaz fiyat değişimlerinin günlük değişken şekilde tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Bu çalışmada, iş insanları ile yapılan görüşmeler sonucunda önemli özellikler belirlenip duyarlı analizlerle bu özelliklerin yapılan tahminlere ne kadar etki edeceği anlaşılmaya çalışılmıştır.

Demirel vd., (2012) tarafından yapılan çalışma, İstanbul ilinin doğalgaz tüketim tahmini yapılması için çoklu regresyon, ARIMAX modeli ve YSA modelleri kullanılıp kıyaslama yapılmıştır. Bu çalışmadaki sonuçlara göre, geri yayılımlı YSA modeli, diğer modellerle kıyaslandığında daha doğru sonuçlar vermiştir.

Keçebaş vd., (2012) ısıtma amaçlı jeotermal sistemlerde ekserji verimliliğini öngörmek amacıyla yapay sinir ağı modellemesini kullanmışlardır. Yaptıkları YSA modellemesi, sistemdeki ekserji verimliliğini ortam ve kuyu başı sıcaklıkları, akış hızı gibi faktörlere dayalı olarak başarılı bir şekilde tahmin etmiş ve yapay sinir ağlarının bu alanda yüksek doğruluk ve güvenilirlik sağlayabileceğini göstermiştir.

Yavuz ve Deveci (2012) tarafından yapılan çalışmada, istatistiksel normalizasyon yöntemlerinin YSA tahmin doğruluğuna olan etkisi üzerine bir araştırma gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen teknikler arasında, D_Min_Max yönteminin en doğru sonucu ortaya koyduğu belirlenmiştir. Ayrıca, YSA yöntemlerinin de başarılı olması nedeniyle bu yöntemin kullanılmasını tavsiye etmişlerdir.

Demirel vd., (2013) yaptığı çalışmada, Türkiye'nin elektrik enerjisi talep tahmininde ANFIS ve ARMA yöntemleri kullanılmıştır. Yapılan karşılaştırmada, ARMA yöntemi sayesinde bulunan verilerin doğru sonuçlara daha uzak olduğu ve

bu farkın kullanılan parametrelerin çeşitliliği ve kabullerin farklı olmasıyla ilişkilendirildiği belirtilmiştir.

Taşpınar vd., (2013) 2007 ile 2011 arasındaki rüzgarın hızı, basınç, bağıl nem, bulut oranı, günlük sıcaklık verileri ile SARIMA ve YSA (feed forward) ile 2007 ve 2011 yıllarındaki doğalgaz tüketimini tahmin etmek istemişlerdir. Modellerin arasında kıyaslama yapmışlardır. SARIMAX modeli tüketim tahmini yapılırken kısa dönemli olacak şekilde daha doğru sonuçlar vermiştir.

Yıldız ve Akgül (2013) yaptıkları çalışmada, YSA ve klasik zaman serileri (ARIMA modelleri) kullanarak Türkiye de 1984 ile 2011 yılları arasındaki dönemi içeren doğal gaz tüketim tahminlerini kıyaslamışlardır. Çalışmada, YSA uygun yapı ve yeterince veri kullanıldığı zaman çok başarılı sonuçlar üretebildiği belirtilmiştir.

Topçu (2013) çalışmasında, Türkiye'nin doğalgaz tüketimini tahmin etmek için Durağan Olmayan Doğrusal Stokastik Model (ARIMA) kullanmaktadır. Çalışmada, doğal gaz enerjisinin dünya ve Türkiye yasalarındaki yeri, rezerv miktarı, üretim ve tüketim değerleri gibi çeşitli faktörler analiz edilmiştir. Bu analizler sonucunda, Türkiye'nin sonraki yıllarda doğalgaz tüketimi tahmin edilmiştir. Yapılan hesaplamalara göre, Türkiye'de doğalgaz tüketimi, 2012 yılında yaklaşık 46,2 bcm olarak tahmin edilirken, bu rakamın 2013 yılında 49,7 bcm'ye ve 2020 yılında ise 78,2 bcm'ye çıkması yaklaşık olarak tahmin edilmiştir.

Engin (2014) tarafından yürütülen tez çalışmasında, 1999 ile 2012 yılları arasındaki doğalgaz tüketim verileri kullanılarak ağırlıklı değerlendirme yöntemi ile Türkiye'ye doğalgaz tedarik eden ülkeler gözetilerek tahminleme yapılmıştır. Bu çalışmada, 2018 yılı ve 2022 yılı için sırasıyla 53.46 Milyar m3 ve 58.34 Milyar m3 doğal gaz tahminlenmiştir.

Es vd., (2014) yaptıkları çalışma ile, Türkiye'deki enerji talebi 1970 ile 2010 yıllarını kapsayan Gayri Safi Milli Hasıla, yapıların yüz ölçümü, araç adeti, ithalat, ihracat ve nüfus rakamlarını modele sunulan veriler olarak alıp, 2011 ile 2015 yılları arasında Türkiye için doğru enerji talebinin hesaplanması üzerine bir

çalışma yürütülmüştür. Bu çalışma için kullanılan teknikler arasında çoklu regresyon tekniği ve YSA bulunmaktadır. Yapılan analizler sonucunda, yapay sinir ağlarının tahmin doğruluğunun çoklu regresyon tekniğine kıyasla daha çok başarıya sahip olduğu görülmüştür.

Hosseinipoor (2016) çalışmasında Amerika'da doğalgaz piyasasındaki fiyatları etkileyen parametrelerin tespiti amaçlanmıştır. YSA ve zaman serileri yöntemlerinden olan NAR ve NARX teknikleri kullanılarak fiyatları tahmin edecek modeller oluşturularak kıyas yapılmıştır. Bu çalışmada, NAR modelinin en iyi sonuçları verdiği tespit edilmiştir.

Masaebı (2016) hazırladığı tezde, YSA aracılığıyla İran'daki elektrik tüketim tahmini 1978 ve 2014 yılları arasındaki değerler ile yapılmıştır. Gerçekleşen kıyaslamaların sonucunda, Yapay Sinir Ağı (YSA), zaman serisi, sebep-sonuç ve regresyon modellerinin Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) oranları sırasıyla %1.76, %1.54 ve %2.07 olarak belirlenmiştir. Bu modeller kullanılarak İran'ın elektrik tüketiminin 2021 yılına kadar olan tahmini yapılmıştır.

Eren (2017) tarafından yapılan çalışmada, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) verileri kullanılarak yıllık doğalgaz tüketimi ve nüfus verileri analiz edilmiş, Gri model (1,1) kullanılarak 2017 ve 2030 yıl aralıkları için doğal gaz tüketim tahmini yapılmıştır.

Akpınar (2017) çalışmasında ise iki farklı durumda doğal gaz talep tahminleri ele alınmıştır. Yılın öncesi için aylık ve gün öncesi talep tahminleri için farklı metodlar kullanmış ve elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir. Çalışmanın sonuçları, farklı tahminleme yöntemlerinin farklı veri yoğunluklarında başarı gösterdiğini ortaya koymuştur.

Şenol ve Musayev (2017) yaptıkları çalışma sayesinde YSA kullanılarak en az hatayı alarak rüzgârdan elektrik üretim tahminini yapmıştır. Yapılan test verilerine göre, modelin gerçekleştirdiği tahminlerin güvenilebilir ve doğru olduğu gözlemlenmiştir. Normalde elde edilecek çıkış güçleri ile YSA modeli ile

tahmin edilen çıkış güçleri karşılaştırıldığında model eğitim, model doğrulama ve modelin test veri sonuçlarına göre regresyon değerleri yaklaşık olarak 1 değerini vermiş, bu da modelin başarılı olduğunu göstermektedir.

Cam vd., (2018) yaptıkları çalışma ile, Türkiye'de 1960 ile 2013 yılları arasında enerji verimliliğini değerlendirmek için TOPSIS temelinde ARDL otoregresif dağıtılmış gecikme ve yapay sinir ağları kullanmışlardır. Bu çalışmanın sonuçlarında, Türkiye'de enerji verimliliğinin her geçen yıl arttığı ve yapay sinir ağları sayesinde ortaya çıkan sonuçların enerji verimliliğinde etkisi olan en mühim alanın kişi başına düşen sermaye stoku olduğunu bildirmişlerdir.

Tokgöz ve Ünal (2018) Ülkemizde elektrik tüketim tahminini, uzun-kısa süreli bellek (LSTM) , kapalı tekrarlayan birimler (GRU) ve tekrar eden sinir ağları (RNN) gibi makine öğrenmesi modellerini kullanan bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Çalışmada, 01.01.2013 ile 31.12.2014 tarihleri arasında saatlik elektrik tüketim verileri kullanılarak bir model oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda, tekrar eden sinir ağlarının ARIMA ve YSA modellerine kıyasla daha düşük MAPE (mutlak yüzdelik hata) değeri elde ettiği görülmüştür.

Taşkıner (2018) çalışmasında Ankara ilinde doğal gaz tüketiminin YSA ile tahmini yapılmıştır. Başkent Doğalgaz A.Ş. lisans bölgeleri içerisindeki tüketim değerleri kullanılarak yapılan çalışmada, nem, sıcaklık tahminleri ve diğer faktörlerin gaz tüketimi tahminleri üstünde oluşturduğu etki araştırılmıştır. Çalışmada iki ayrı aktivasyon fonksiyonunu test ederek en doğru sonucu veren YSA modeli belirlenmiş ve başarılı bir R^2 sonucu elde edilmiştir.

Pençe vd., (2019) çalışmasında, Türkiye'de 1970 ile 2016 yılları arasındaki sanayide kullanılacak elektrik tüketimleri YSA ile modellenmiş ve ortaya çıkan model 2017 ile 2023 yıllarındaki enerji tüketimini tahmin etmek için kullanılmıştır. Yapılan çapraz doğrulama sonuçlarına göre, modelin Ortalama Karesel Hata (RMSE) değeri 8.99 , Belirleme Katsayısı (R^2) 0.94 , Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) %31.6 olarak bulunmuştur. Yapılan tahminin Türkiye Elektrik İletim A.Ş. Genel Müdürlüğü'nün verileri ile uyuştuğu tespit edilmiştir.

Erdem (2019) çalışmasında, 2010 ile 2018 yılları arasında aylık bazda Türkiye'de gerçeklemiş olan doğalgaz tüketim değerleri kullanılarak makine öğrenmesi yöntemleri ile tüketim tahminleri yapılmıştır. YSA, zaman serileri, regresyon, rastgele orman ağacı, çok mevsimli zaman serileri teknikleri arasında performans değerleri karşılaştırılmıştır. Yapılan deneylerde YSA diğer yöntemlere göre daha az ortalama hata karesi değeri verdiği ve regresyon tekniğinin yapay sinir ağlarından sonra ikinci iyi performansı gösterdiği ortaya çıkmıştır.

Del Real vd., (2020) enerji talebi tahminini oluşturmak için öğrenme taktiklerini kullanmışlardır. Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle meteorolojik verileri ile YSA ve evrişimsel YSA tekniklerini bir araya getirerek Fransa'nın enerji talebi tahmini üzerinde çalışmışlardır. Yapılan çalışmanın sonuçlarına göre, ortaya atılan çözüm tekniğinin geleneksel yapay sinir ağlarına ve otoregresif entegre hareketli ortalamalara kıyasla daha doğru tahminler gerçekleştirdiği belirtilmiştir.

Yükseltan vd., (2020) çalışmasında, 2002 ile 2017 yılı arasında Türkiye'nin çeşitli bölgelerindeki doğalgaz tüketim verileri karşılaştırılmış ve ortak bir model oluşturulmaya çalışılmıştır. Bu değerler referans alınarak mevsimsellikle ilişkili matematiksel bir model kurularak, 2017 yılına kadar şehirlerdeki doğalgaz tüketimleri tahmin edilmiştir.

Taşpınar (2021) çalışmasında ise doğalgaz projelendirme esasları ve gelecek projeksiyonları incelenmiştir. Yapay sinir ağı yöntemi ile oluşturulan modelle 2022 ve 2030 yılları için doğalgaz tüketimi tahminlenmiştir. Elde edilen sonuçlar, modelin belirli bir tedarik anlaşmasına göre yorumlanarak değerlendirilmiştir.

Yılmaz (2022) çalışmasında, Denizli'de günlük doğalgaz tüketim tahmini etmek için farklı yapay sinir ağı modellerini kullanarak bir çalışma gerçekleştirmiştir. Yaptığı çalışmasında, uzun-kısa süreli bellek (LSTM), çok katmanlı algılayıcı (MLP), ve iki yönlü uzun-kısa süreli bellek (BİLSTM) modelleri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, çoklu regresyon ve rassal orman gibi geleneksel yöntemlerle karşılaştırılmıştır. En iyi modelin, Relu aktivasyon

fonksiyonu ve Adam iyileştirme algoritması kullanılarak eğitilen BİLSTM modeli olduğu belirlenmiştir. Bu model, 0,107 MAPE ve 0,000739445 MSE değeri ile günlük doğal gaz tüketimini tahmin etmede en başarılı sonuçları vermiştir.

Şahin (2022) çalışmasında Danimarka'nın 2021 ile 2050 dönemi arasındaki yıllık doğal gaz talebini YSA kullanarak tahmin etmiştir. Çalışmada kullanılan verilere dayanarak elde edilen sonuçlar, modelin ortalama mutlak yüzde hatasının az olduğunu, güçlü, kararlı ve etkili bir teknik olduğunu ortaya koymuştur.

Aykaş (2023) çalışmasında, Düzce ilinde doğalgaz talebi tahmini için EPDK verileri kullanılarak ARIMA, TBATS ve PROPHET yöntemleriyle yapılmıştır. Modellerin başarı kriterleri MAE, RMSE ve MAPE kullanılarak test edilmiş, bu şartlara göre ARIMA ve TBATS'ın yüksek başarı gösterirken, PROPHET'ın diğerlerine kıyasla daha düşük başarı gösterdiği belirlenmiştir. Çalışma, Düzce ilinde doğalgaz tüketiminin dönemsel olarak devam edeceği ve kullanılan modellerin doğalgaz talep tahmininde başarılı sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Balıkçı vd. (2023) tarafından yapılan çalışmada İstanbul'un Asya ile Avrupa yakaları için saatlik ve günlük doğalgaz tüketim tahmin modelleri oluşturulmuştur. Doğalgaz tüketimini etkileyen etkenler belirlenmiş ve farklı teknikler kullanılarak talep tahmin modelleri oluşturulmuştur. Bu çalışmanın sonuçları, doğalgaz talep tahmini ile ilgili kararlar alınmasında kullanılabilecek bilgiler sunmaktadır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Verilerin Elde Edilmesi Ve İşlenmesi

Doğalgaz talep tahmini yapılmadan önce, elde edilen verilerin durumu büyük önem taşır. Tahminlerin doğruluğu ve kullanışlılığı açısından, verilerin doğru ve anlaşılır olması kritik rol oynar. Verilerin kalitesi, modelin oluşturulmasında ve tahminlerin güvenilirliğinde belirleyici olacaktır. Bu çalışmada kullanılan veriler, Hakkari ilinin, 2020–2021-2022 yıllarına ait 1098 günlük toplam doğalgaz tüketim verisi, nispi nem, güneşlenme süresi, sıcaklık, güneşlenme şiddeti, radyasyon ve abone sayısı değerlerinden oluşmaktadır. Burada doğalgaz tüketim verisi bağımlı değişken, diğer parametreler bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Veri seti Meteoroloji Müdürlüğü ve Akmercan Hakkari Şırnak Doğalgaz Dağıtım Şirketinden alınmıştır. Tahminleme çalışmaları VSCode programı ile python programlama dili kullanılarak yapılmıştır. 2020-2021-2022 günlük verileri ile toplamda 1098 veri ile sistem eğitilmiş, 2023 yılının ilk 9 ayı için tahminleme çalışması yapılmıştır. Çalışmamızda çoklu doğrusal regresyon analizi ile makine öğrenmesinde tahminleme yöntemlerinde sıklıkla kullanılan random forest, gradient boosting ve xgboost algoritmaları kullanılmıştır. Algoritmalara yapılan hiperparametre ayarı ile tahminleme en üst seviyelere çıkarılmaya çalışılmıştır.

No	Parametre Adı
1	Nispi Nem
2	Güneşlenme Süresi
3	Sıcaklık
4	Güneşlenme Şiddeti
5	Radyasyon
6	Abone Sayısı
7	Tüketim Verisi

Tablo 3.1: Tahminlemede kullanılan parametreler

3.1.1. Nispi Nem

Havanın nem içeriğinin, belirli bir sıcaklıkta tutabileceği maksimum nem miktarına oranı olarak ifade edilir. Yüksek nem oranı, insanları daha sıcak hissettirir ve bu durum yaz aylarında soğutma ihtiyacını artırabilirken, kış aylarında daha az ısınma ihtiyacı duyulmasına neden olabilir.

3.1.2. Güneşlenme Süresi

Bir gün boyunca güneş ışığının yeryüzüne ulaştığı toplam saat sayısını ifade eder. Uzun güneşlenme süreleri, doğal ısınma sağladığı için ısınma ihtiyacını azaltabilir. Kısa güneşlenme süreleri ise daha fazla doğalgaz tüketimine neden olabilir.

3.1.3. Sıcaklık

Havanın sıcaklık derecesidir. Sıcaklık, doğrudan enerji tüketimi üzerinde büyük etkiye sahiptir. Soğuk havalarda ısınma ihtiyacı artar ve doğalgaz tüketimi yükselir. Sıcak havalarda ise soğutma ihtiyacı artabilir, ancak doğalgaz tüketimi genellikle azalır.

3.1.4. Güneşlenme Şiddeti

Güneş ışığının birim alan başına düşen enerji miktarını ifade eder. Yüksek güneşlenme şiddeti, doğal ısınmayı artırarak doğalgazla ısınma ihtiyacını azaltabilir.

3.1.5. Radyasyon

Güneşten gelen elektromanyetik enerjinin bir ölçüsüdür. Yüksek radyasyon seviyeleri, ortam sıcaklığını artırabilir ve doğal ısınma sağlayarak doğalgaz tüketimini azaltabilir.

3.1.6. Abone Sayısı

Doğalgaz hizmeti alan toplam abone sayısı. Abone sayısı doğrudan toplam doğalgaz tüketimi üzerinde etkilidir. Daha fazla abone, genellikle daha yüksek

toplam tüketim anlamına gelir. Ayrıca, bu sayı değişkeni bölgedeki nüfus yoğunluğu ve ekonomik büyüklüğü de yansıtabilir.

Hakkari iline ait bazı ayların toplam doğalgaz tüketim verileri Tablo 3.2'de gösterilmiştir.

Sıra	Tarih	Tüketim (Sm^3)
1	01.01.2020	6618
2	02.01.2020	7002
3	03.01.2020	7549
4	04.01.2020	7726
.	.	.
.	.	.
1096	29.12.2022	113773
1097	30.12.2022	115326
1098	31.12.2022	116381

Tablo 3.2: Hakkari iline ait veri seti

3.2. Tahmin Yönteminde Kullanılan Algoritmalar

Doğalgaz talep tahmininde kullanılan yöntemler arasında çoklu doğrusal regresyon analizi ile makine öğrenmesinde sıklıkla kullanılan random forest, gradient boosting ve xgboost yer almaktadır. Bu yöntemler, farklı veri setleri ve modelleme yaklaşımlarıyla doğalgaz talebini tahmin etmek için kullanılır. Çoklu doğrusal regresyon, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal ilişkiyi modellerken, random forest, birden fazla karar ağacını kullanarak tahminlerin doğruluğunu artırır. gradient boosting ve xgboost ise ardışık modeller oluşturarak tahmin performansını optimize eder ve hata oranını düşürür.

3.2.1. Çoklu Doğrusal Regresyon

Çoklu doğrusal regresyon (MLR), birden fazla bağımsız değişkenin, tek bir bağımlı değişken üzerindeki etkisini modellemek için kullanılan istatistiksel bir tekniktir. Bu sayede, karmaşık ilişkileri analiz ederek daha doğru tahminler yapılabilir.

MLR'de, bağımlı değişken (Y) ve bağımsız değişkenler ($X_1...X_n$) arasındaki ilişkiyi temsil eden bir doğrusal denklem kullanılır. (Es vd., 2014) Bu denklem şu şekilde gösterilir:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + ... + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (7.1)$$

- Y: Bağımlı değişken (tahmin edilmek istenen)
- X_i: Bağımsız değişkenler (etkisi incelenen faktörler)
- β_0: Y eksen kesimi
- β_i: Bağımsız değişkenlerin katsayıları (etkilerini gösterir)
- ε: Hata terimi (kontrol edilemeyen faktörleri temsil eder)

3.2.2. Random Forest (Rastgele Orman) Algoritması

Random Forest (Rastgele Orman) algoritması, karar ağaçları topluluğuna dayanan bir gözetimli öğrenme yöntemidir. Bu algoritma, sınıflandırma ve regresyon gibi çeşitli makine öğrenimi problemlerini çözmek için kullanılabilir. Çalışma prensibi olarak Random Forest algoritması, birden fazla karar ağacı oluşturarak ve her bir ağacın tahminlerini birleştirerek çalışır. Her bir ağaç, rastgele seçilmiş bir alt veri kümesi ve rastgele seçilmiş bir alt küme özellik ile eğitilir. Bu rastgelelik, her ağacın farklı bir bakış açısı kazanmasını ve aşırı uyumu önlemesini sağlar.

3.2.3. Gradient Boosting (Gradyan Artırma) Algoritması

Gradient Boosting (Gradyan Artırma) algoritması, karar ağaçları topluluğuna dayanan bir gözetimli öğrenme yöntemidir. Sınıflandırma ve regresyon gibi çeşitli makine öğrenimi problemlerini çözmek için kullanılabilir. Çalışma prensibi olarak Gradient Boosting, ardışık olarak zayıf öğrenicileri (karar ağaçları) birleştirerek güçlü bir öğrenici oluşturma fikrine dayanır. Her bir zayıf öğrenici, bir önceki öğrenicinin hatalarını en aza indirmeye çalışarak eğitilir. Bu sayede, her adımda modelin genel performansı kademeli olarak iyileştirilir.

3.2.4. XGBoost (Aşırı Gradyan Artırma) Algoritması

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting), karar ağaçları topluluğuna dayanan, gözetimli öğrenme alanında kullanılan güçlü ve popüler bir makine öğrenimi algoritmasıdır. XGBoost'un Çalışma prensibi ardışık olarak zayıf öğrenicileri (karar ağaçları) birleştirerek güçlü bir öğrenici oluşturma fikrine dayanır. Her bir zayıf öğrenici, bir önceki öğrenicinin hatalarını en aza indirmeye çalışarak eğitilir. Bu sayede, her adımda modelin genel performansı kademeli olarak iyileştirilir.

XGBoost ve Gradient Boosting algoritmalarının çalışma yöntemi aynıdır. Fakat XGBoost algoritmasının, Gradient Boosting ve diğer tahmin algoritmalarına göre performanslı ve başarılı çalışmasını sağlayan özellikleri bulunmaktadır. XGBoost algoritmasının tercih edilen bir yöntem olmasının en önemli sebeplerinden biri hızlı olmasıdır.

3.3 Hiperparametre

Hiperparametreler, bir makine öğrenme modelinin eğitimi sırasında belirlenen ve modelin performansını doğrudan etkileyen parametrelerdir. Bu parametreler, modelin yapılandırılmasında kullanılır ve model eğitimi başlamadan önce ayarlanır. Hiperparametreler, modelin öğrenme süreci, kapasitesi ve düzenliliği üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilir. Hiperparametre ayarları, modelin genelleme yeteneğini ve performansını optimize etmek için dikkatli bir şekilde seçilmelidir. Hiperparametre ayarı, modelin performansını artırmak için bu parametrelerin en iyi kombinasyonlarını bulma sürecidir. Bu çalışmamızda grid search yöntemi kullanılmıştır.

3.3.1. Grid Search Yöntemi

Grid Search yöntemi hiperparametrelerin belirli bir aralıkta sistematik olarak kombinasyonlarını dener ve en iyi sonuçları arar. Learning_rate, max_depth ve n_estimators gibi hiperparametreler için farklı değer kombinasyonları denenir ve çapraz doğrulama (cross-validation) kullanılarak en iyi performans gösteren kombinasyon seçilir. Şekil 7.1 de python programlama dilinde algoritmalar üzerinde yapılan hiperparametre ayarı gösterilmektedir.

```
params = {
    'LinearRegression': {},
    'RandomForest': {
        'n_estimators': [50, 100, 200],
        'max_depth': [None, 10, 20]
    },
    'GradientBoosting': {
        'n_estimators': [50, 100, 200],
        'learning_rate': [0.01, 0.1, 0.2],
        'max_depth': [3, 4, 5]
    },
    'XGBoost': {
        'n_estimators': [50, 100, 200],
        'learning_rate': [0.01, 0.1, 0.2],
        'max_depth': [3, 4, 5]
    }
```

Şekil 3.1: Hiperparametre ayarı

3.3.1.1. n_estimators

Bir topluluk modelinde kullanılacak toplam ağaç sayısını belirtir. Bu, özellikle Random Forest ve Gradient Boosting gibi ağaç tabanlı modellerde önemlidir. Değer Aralığı: Pozitif tamsayılar (örneğin, 100, 200, 300). Daha Fazla ağaç genel olarak modelin doğruluğunu artırabilir çünkü daha fazla ağaç, ansambl modelinin genelleme yeteneğini artırır. Ancak çok fazla ağaç, hesaplama süresini artırabilir. Ağaç sayısı arttıkça eğitim süresi ve hesaplama maliyeti de artar. Uygulamada, belirli bir noktadan sonra eklenen her bir ağaç, modelin performansına çok az katkı sağlayabilir.

3.3.1.2. learning_rate

Gradient Boosting modellerinde, her bir zayıf öğrenicinin (genellikle karar ağacı) katkısını ne kadar azaltacağını belirler. Öğrenme oranı, modelin her bir iterasyonda ne kadar "öğreneceğini" kontrol eder. Değer Aralığı: 0 ile 1 arasında sürekli bir değer (örneğin, 0.01, 0.1, 0.2). Daha düşük bir öğrenme oranı, daha yavaş öğrenmeyi sağlar ve daha fazla sayıda ağaç gerektirir. Bu, modelin daha ince ayrıntılar üzerinde çalışmasına izin verebilir ve genellikle daha iyi genelleme sağlar. Daha yüksek bir öğrenme oranı, daha hızlı öğrenmeyi sağlar ancak aşırı

uyum riskini artırır. Model daha az sayıda ağaçla hızlı bir şekilde öğrenir, ancak bazen genelleme yeteneğini kaybedebilir.

3.3.1.3. max_depth

Her bir karar ağacının maksimum derinliğini belirtir. Bu, bir ağacın yapısının ne kadar derin olabileceğini sınırlar. Değer Aralığı: Pozitif tamsayılar veya None (sınırsız derinlik, ağaç tamamen büyüyebilir).

Daha büyük derinlik ağaçların daha karmaşık hale gelmesini sağlar ve eğitim verisine daha iyi uyum sağlar. Ancak, bu durum aşırı uyum riskini artırır ve model, eğitim verisindeki gürültüyü de öğrenebilir. Daha küçük derinlik ağaçların daha basit kalmasını sağlar ve genelleme yeteneğini artırabilir. Ancak, ağaçlar çok yüzeysel olursa, model veriyi yeterince öğrenemez.

3.4 Performans Ölçüm Metrikleri

Çalışma içerisinde kullanılan modellerin performanslarını ölçmek için bazı performans ölçüm metrikleri kullanılmıştır. Bu performans ölçüm metrikleri ile modellerin hata oranlarını bularak hangi modelin hata payları daha yüksek olduğu yönünde çıkarımda bulunulmuştur. Performans ölçüm metrikleri olarak MAE (Ortalama Mutlak Hata), RMSE (Hata Karelerinin Oratlaması), MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hata) ve R-Kare (R^2) değerleri kullanılmıştır. MSE, modelin tahminlerinin gerçek değerlerden ne kadar saptığını gösteren bir ölçüdür. Hata karelerinin ortalamasıdır. RMSE, MSE'nin kareköküdür ve tahmin hatalarının ortalama büyüklüğünü gösterir. MAPE, tahmin hatalarının ortalama yüzdesini gösterir. Hataların mutlak değerlerinin yüzdesinin ortalamasıdır. R^2, modelin bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranını gösterir. Bir tür determinasyon katsayısıdır.

Gerçekleşen değeri y_t, tahmin edilen değeri $\acute{y}_t$ ve tahmin adeti n ile gösterilmektedir.

y_t = Gerçek değer.

$\acute{y}_t$ = Tahmin değeri.

n = Tahmin adeti.

Metriklerin gösterimi Tablo 7.1'de ki gibidir. Burada hata metriklerinin hesaplanması amacıyla kullanılan formüller yer almaktadır. (Taylor vd., 2017)

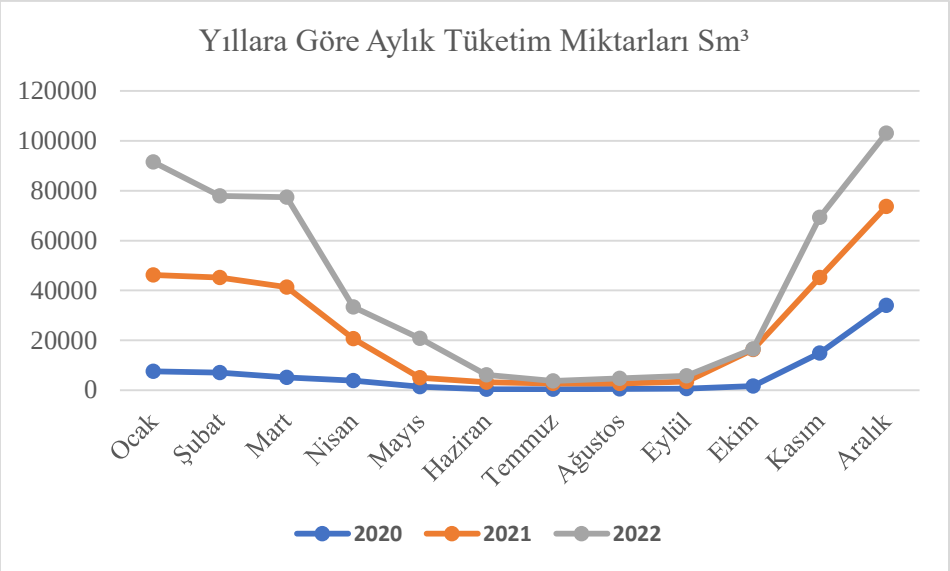
Metrik	Denklem
RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} (y_t - \acute{y}_t)^2}$
MAE	$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \lvert y_t - \acute{y}_t \rvert$
MAPE	$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \left\lvert \frac{y_t - \acute{y}_t}{y_t} \right\rvert X\ 100$
R²	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n} (y_t - \acute{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^{n} (y_t - \acute{y})^2}$

Tablo 3.3: Performans ölçüm metrikleri.

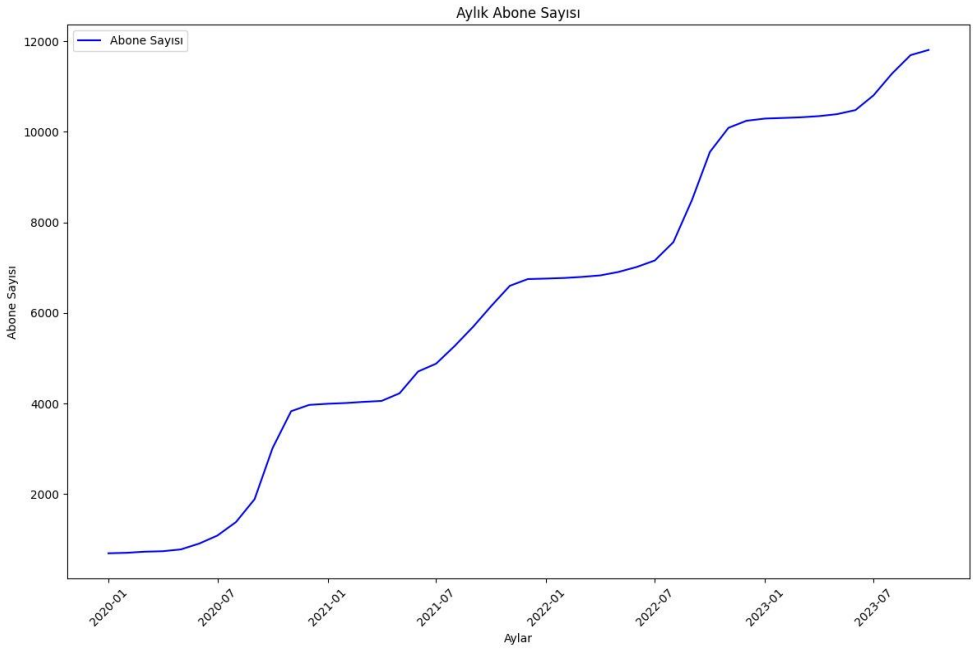
4. BULGULAR

Bu çalışmada, Hakkari ilinin 2020, 2021 ve 2022 yıllarına ait nispi nem, güneşlenme süresi, sıcaklık, güneşlenme şiddeti, radyasyon, abone sayıları ve bu yıllara ait doğalgaz tüketim miktarı değerleri kullanılarak 2023 yılının ilk 9 ayı için doğalgaz tüketim miktarının tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Burada doğalgaz tüketim verisi bağımlı değişken, diğer parametreler bağımsız değişken olarak seçilmiştir. Doğalgaz veri setinin 1098 verisi (36 ay) eğitim, 2023 yılı (9 ay) test için kullanılmıştır. Burada eğitim yapacağımız ay oranı, tahmin edilen ay oranından fazla olması, makine öğrenimi için gerekli bir durumdur. Genel olarak bu ayrım %80'e %20 olarak yapılmaktadır. Verilerin birbirleriyle iletişimini açıklamak için korelasyon haritası Şekil 4.3 te verilmiştir. Tahminlemede çoklu doğrusal regresyon analizi ile makine öğreniminde sıklıkla kullanılan random forest, gradient boosting ve xgboost algoritmaları kullanılmış ve bu algoritmalara hiperparametre ayarı yapılarak tahminlemenin en üst seviyeye çıkarılması sağlanmıştır. Modellerin performansı, hata karelerinin ortalaması (mse), kök hata karelerinin ortalaması (rmse), ortalama mutlak yüzde hatası (mape) ve r-kare (r^2) değerleri ile değerlendirilmiştir.

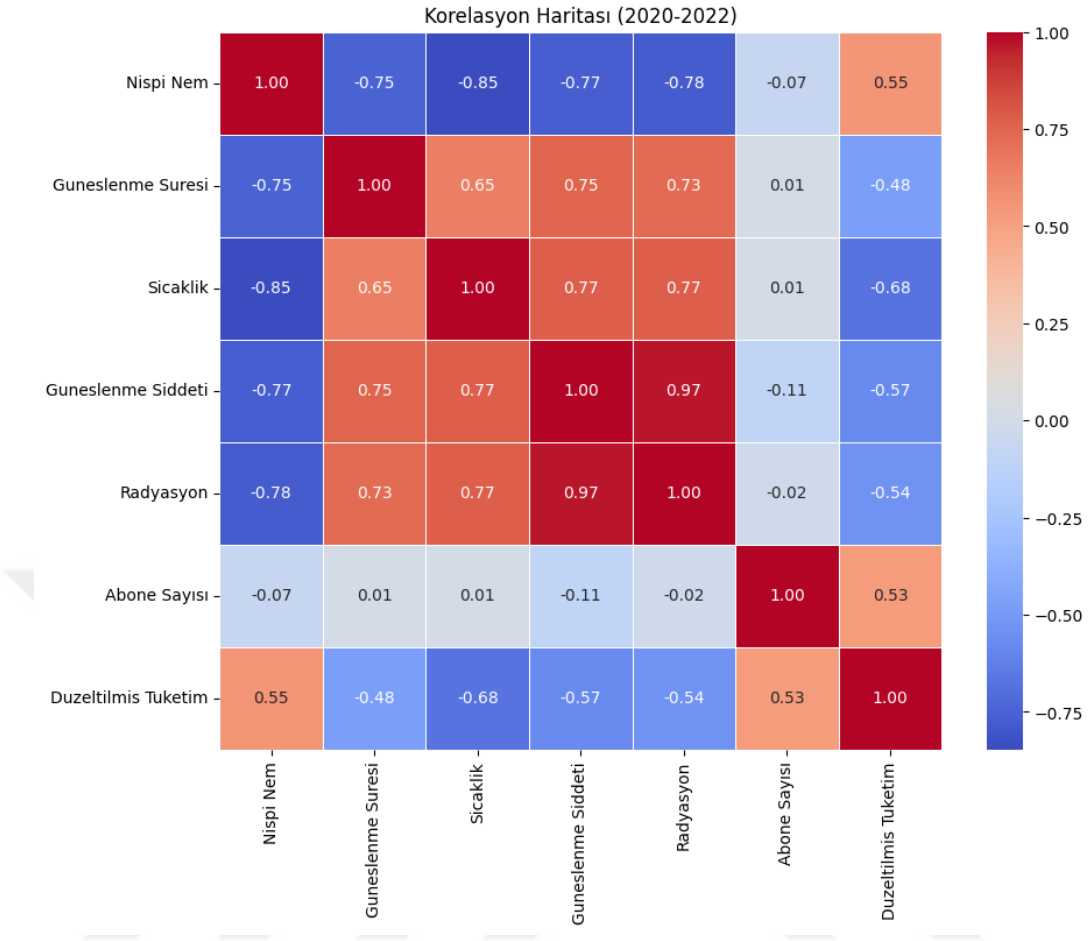
Hakkari iline ait 2020-2022 yılları arası 36 aylık toplam doğalgaz tüketim verisi Şekil 4.1'de yer almaktadır. Hakkari' nin doğalgaz talebinin mevsimlere ve abone sayısına göre değişkenlik gösterdiği, yıllık bazlı incelendiğinde yıllara göre arttığı, yaz aylarında daha düşük bir doğalgaz tüketimi gerçekleşirken, kış aylarında daha yüksek bir doğalgaz tüketimi olduğu görülmektedir. En düşük doğalgaz tüketimi yıllar içerisinde hep aynı aylarda olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 4.1. Yıllara göre aylık tüketim miktarları



Şekil 4.2. Yıllara göre aylık abone sayısı



Şekil 4.3. 2020-2022 yıllarına ait verilerin korelasyon haritası

Korelasyon haritasında verilerin birbiri ile ilişkisi açıklanmıştır. Değerlerin 1'e veya -1'e yakın olması, parametreler arasındaki ilişkinin ne kadar güçlü olduğunu gösterir. Şekil 4.3' te ki korelasyon haritası, 2020-2022 yılları arasında belirli değişkenler arasındaki ilişkileri göstermektedir. Korelasyon katsayıları -1 ile 1 arasında değişir ve aşağıdaki şekilde yorumlanır:

1 : Pozitif tam korelasyon

0 : Korelasyon yok

-1: Negatif tam korelasyon

Pozitif korelasyon, iki değişken arasındaki doğrusal ilişkinin aynı yönde olduğunu ifade eder. Yani, bir değişkenin değeri arttığında diğer değişkenin değeri de artar veya bir değişkenin değeri azaldığında diğer değişkenin değeri de azalır. Korelasyon katsayısı (r) 0 ile 1 arasında bir değerdir ve bu değerin büyüklüğü, ilişkinin gücünü gösterir.

Negatif korelasyon ise iki değişken arasındaki ters yönlü ilişkiyi ifade eder. Bu, bir değişkenin değeri arttığında diğer değişkenin değerinin azaldığı anlamına gelir. Korelasyon katsayısı (r) -1 ile 1 arasında bir değer alır. Negatif korelasyon, -1'e ne kadar yakınsa, iki değişken arasındaki ters yönlü ilişki o kadar güçlüdür. Haritada yer alan değişkenler ve bunların birbirleriyle olan korelasyonları şu şekildedir:

- Nispi nem ile sıcaklık arasında güçlü negatif bir korelasyon vardır. (-0.85). Nem arttıkça sıcaklık azalmaktadır.
- Gün ışığı süresi ile sıcaklık arasında orta düzeyde pozitif bir korelasyon vardır (0.65). Gün ışığı süresi arttıkça sıcaklık da artmaktadır. Gün ışığı süresi ile nispi nem arasında güçlü negatif bir korelasyon vardır (-0.75). Gün ışığı süresi arttıkça nem azalmaktadır.
- Sıcaklık ile gün ışığı şiddeti arasında güçlü pozitif bir korelasyon vardır (0.77). sıcaklık arttıkça gün ışığı şiddeti de artmaktadır. Sıcaklık ile radyasyon arasında da güçlü pozitif bir korelasyon vardır (0.77).
- Gün ışığı şiddeti ile radyasyon arasında çok güçlü pozitif bir korelasyon vardır(0.97). Gün ışığı şiddeti arttıkça radyasyon da artmaktadır.
- Gün ışığı şiddeti ile düzeltilmiş tüketim arasında orta düzeyde negatif bir korelasyon vardır (-0.57).
- Radyasyon ile düzeltilmiş tüketim arasında orta düzeyde negatif bir korelasyon vardır (-0.54).
- Abone sayısı ile düzeltilmiş tüketim arasında orta düzeyde pozitif bir korelasyon vardır (0.53). Abone sayısı arttıkça tüketim de artmaktadır.

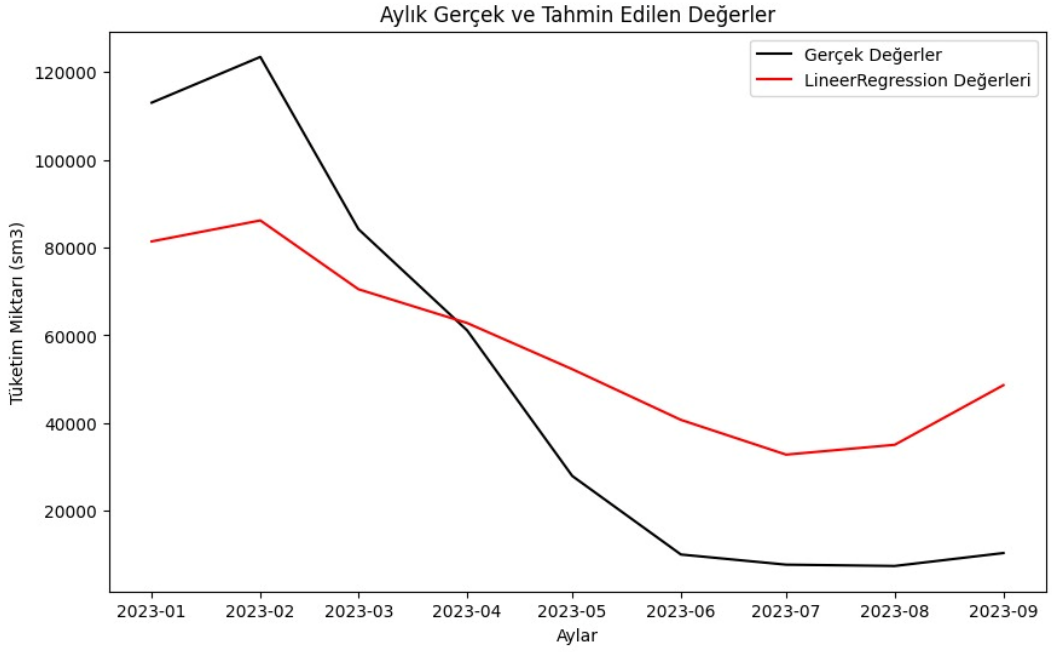
Genel olarak, harita bize bazı önemli ilişkileri göstermektedir. Örneğin, gün ışığı süresi ve şiddeti ile sıcaklık ve radyasyon arasında güçlü pozitif korelasyonlar olduğunu, nispi nem ile sıcaklık ve gün ışığı süresi arasında ise negatif korelasyonlar olduğunu göstermektedir.

4.1. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Çoklu Doğrusal Regresyon modeli, doğalgaz tüketim tahminlerinde temel bir yaklaşım olarak kullanılmıştır. Modelin performans metrikleri aşağıdaki gibidir:

- MSE: 842149225
- RMSE: 29019
- MAPE: %1.78
- R^2: 0.59

Şekil 4.4' te verilen grafik, 2023 yılı boyunca aylık doğalgaz tüketiminin gerçek değerleri ile çoklu doğrusal regresyon modeli ile tahmin edilen değerleri karşılaştırmaktadır. Siyah çizgi gerçek tüketim değerlerini, kırmızı çizgi ise modelin tahmin ettiği değerleri göstermektedir.



Şekil 4.4: Gerçek değerler ile çoklu doğrusal regresyon tahminlerinin karşılaştırılması

Grafikten görüldüğü üzere:

- Ocak ve Şubat 2023: Model, tüketimi oldukça iyi tahmin etmiştir. Gerçek ve tahmin edilen değerler birbirine oldukça yakındır.

- Mart 2023: Gerçek tüketim değerleri keskin bir düşüş gösterirken, model bu düşüşü tam olarak yakalayamamış ve daha yumuşak bir düşüş tahmin etmiştir.
- Nisan 2023 - Temmuz 2023: Gerçek tüketim değerleri önemli ölçüde düşerken, model bu düşüşü öngörememiştir ve daha yüksek değerler tahmin etmiştir.
- Ağustos ve Eylül 2023: Gerçek tüketim değerlerinde küçük bir artış görülmektedir. Model bu artışı kısmen yakalamış, ancak yine de gerçek değerlerin altında kalmıştır.

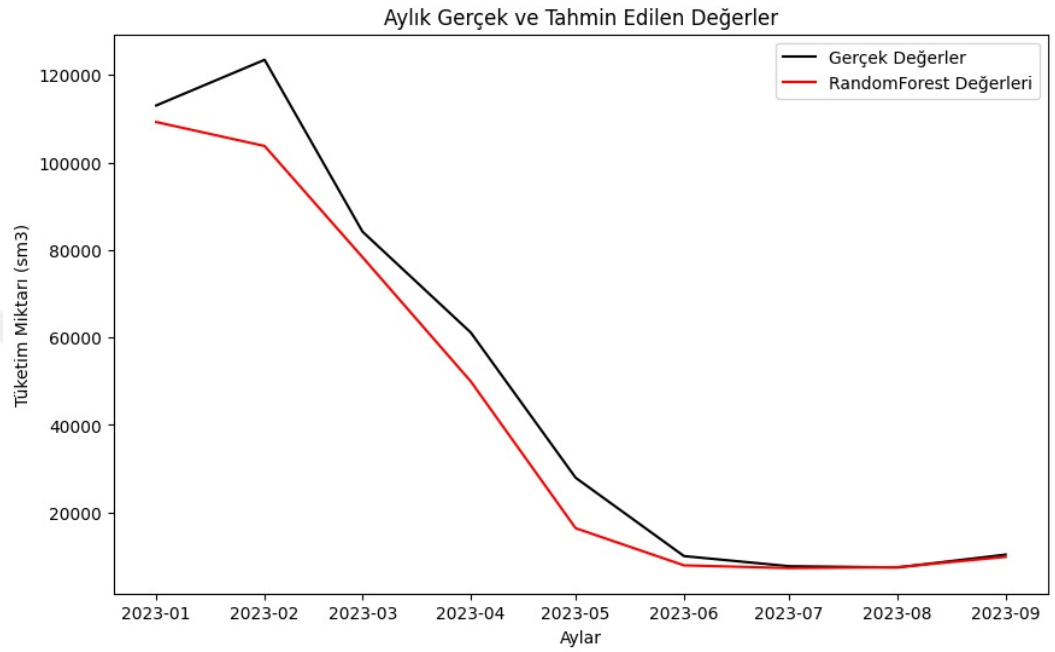
Çoklu doğrusal regresyon analizinin metrik değerlerini incelediğimizde MAPE değeri %1.78 ve R^2 değeri 0.59 olarak ölçülmüştür. %1.78'lik bir MAPE değeri, modelin tahminlerinde genel olarak iyi bir performans gösterdiğini söylese de, bazı dönemlerde ciddi tahmin hataları yapıldığı anlaşılabilir. R^2 değerine baktığımızda, 0.59'luk bir değer, modelin veri varyansının %59'unu açıkladığını, ancak hala %41'lik bir kısmın model tarafından açıklanamadığını ifade eder. Bu, modelin yetersizliğini gösterir. Çoklu doğrusal regresyon modeli, bazı aylarda doğalgaz tüketimini iyi tahmin etse de, genel performansı istenilen düzeyde değildir. Özellikle yılın ortalarında ve sonlarında gerçek tüketim değerleri ile model tahminleri arasında ciddi farklar bulunmaktadır. Bu durum, modelin gerçek tüketim değerlerini tam olarak yakalayamadığını göstermektedir. Bu modelin performansı, temel tahminler için kabul edilebilir seviyede olabilir, ancak kesin ve güvenilir tahminler için daha gelişmiş modellerin kullanılması önerilmektedir.

4.2. Random Forest

Random Forest algoritması, veri setinin rastgele alt örneklemelerini ve özelliklerini kullanarak birden fazla karar ağacı oluşturmuş ve bu ağaçların ortalaması alınarak nihai tahminler yapılmıştır. Modelin performans metrikleri aşağıdaki gibidir:

- MSE: 165396993
- RMSE: 12860
- MAPE: %0.2
- R^2: 0.92

Şekil 4.5’ te, Random Forest algoritması ile yapılan doğalgaz tüketim tahminlerinin gerçek değerlerle karşılaştırmasını göstermektedir. Siyah çizgi, gerçek tüketim değerlerini, kırmızı çizgi ise Random Forest algoritmasının tahmin ettiği değerleri temsil etmektedir.



Şekil 4.5: Gerçek değerler ile random forest algoritması tahminlerinin karşılaştırılması

Grafikte görüldüğü üzere:

- Ocak ve Şubat 2023: Model, gerçek tüketim değerlerine oldukça yakın tahminlerde bulunmuştur.
- Mart 2023: Model, gerçek tüketim değerlerini yakından takip etmiş, yalnızca küçük sapmalar göstermiştir.
- Nisan 2023 - Temmuz 2023: Model, gerçek tüketim değerlerine oldukça yakın sonuçlar üretmiştir. Özellikle bu dönemde, düşüş çizgisini doğru bir şekilde yakalamıştır.
- Ağustos ve Eylül 2023: Model, gerçek tüketim değerlerine yine oldukça yakın tahminler yapmıştır. Bu aylarda da modelin tahminleri, gerçek değerlere çok yakın olup, küçük sapmalar göstermektedir.

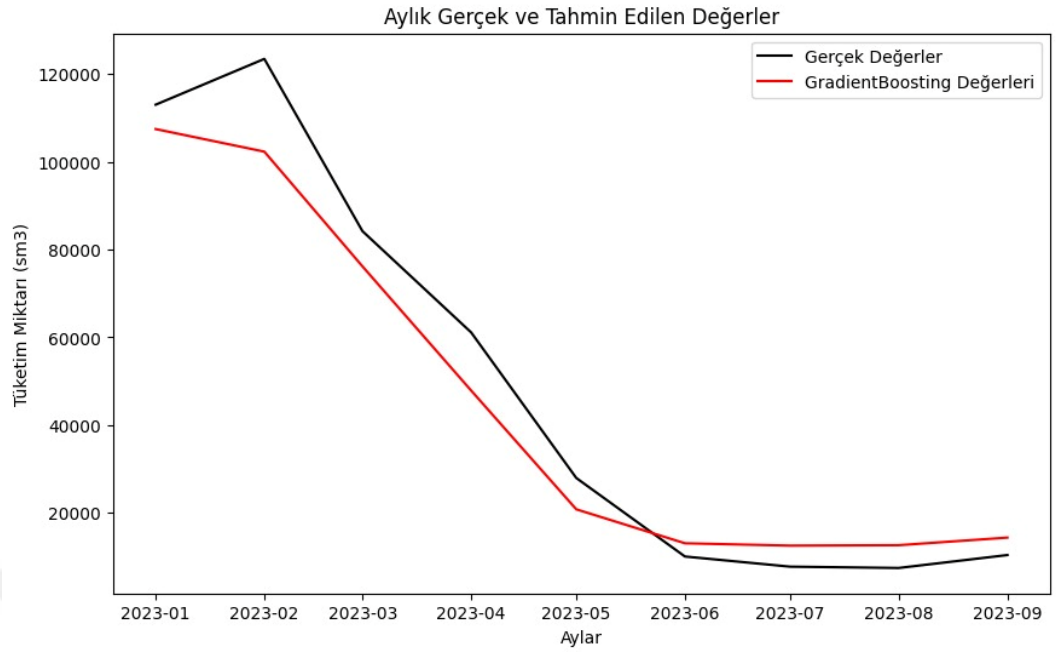
Random Forest algoritması ile yapılan doğalgaz tüketim tahminleri, diğer yöntemlere kıyasla en iyi sonuçları vermiştir. %0.2'lik MAPE değeri, modelin tahminlerinin çok küçük hatalarla gerçekleştiğini gösterir. Bu, modelin tahminlerinin gerçek değerlere çok yakın olduğunu ve dolayısıyla güvenilir tahminler sunduğunu belirtir. 0.92 R^2 değeri, modelin verilerin büyük bir kısmını başarılı bir şekilde açıkladığını gösterir. Bu, modelin sadece mevcut verilerle değil, aynı zamanda genel eğilimlerle de uyumlu tahminler yaptığını ifade eder.

4.3. Gradient Boosting

Gradient Boosting algoritması, zayıf tahminleyicileri ardışık olarak güçlendirerek tahmin doğruluğunu artırmıştır. Modelin performans metrikleri aşağıdaki gibidir:

- MSE: 185561757
- RMSE: 13622
- MAPE: %0.3
- R^2: 0.91

Şekil 4.6'da Gradient Boosting algoritması ile yapılan doğalgaz tüketim tahminlerinin gerçek değerlerle karşılaştırmasını göstermektedir. Siyah çizgi, gerçek tüketim değerlerini, kırmızı çizgi ise Gradient Boosting algoritmasının tahmin ettiği değerleri temsil etmektedir.



Şekil 4.6: Gerçek değerler ile gradient boosting algoritması tahminlerinin karşılaştırılması

Grafik incelendiğinde;

- Ocak ve Şubat 2023: Model, gerçek tüketim değerlerine oldukça yakın tahminlerde bulunmuştur.
- Mart 2023: Gerçek tüketim değerlerinde keskin bir düşüş gözlenirken, model bu düşüşü oldukça iyi bir şekilde yakalamıştır.
- Nisan 2023 - Temmuz 2023: Model, bu dönemdeki düşüş çizgisini genel olarak iyi yakalamış ancak bazı küçük sapmalar göstermiştir.
- Ağustos ve Eylül 2023: Model, gerçek tüketim değerlerine oldukça yakın tahminlerde bulunarak, bu aylarda da başarılı tahminler yapmıştır.

Gradient Boosting algoritması, doğalgaz tüketim tahminlerinde oldukça başarılı sonuçlar vermiştir. %0.3'lük MAPE değeri, modelin tahminlerinin çok küçük hatalarla gerçekleştiğini gösterir. Bu, modelin tahminlerinin gerçek değerlere çok yakın olduğunu ve dolayısıyla güvenilir tahminler sunduğunu belirtir. 0.91' lik R^2 değeri, modelin verilerin büyük bir kısmını başarılı bir şekilde açıkladığını gösterir.

Gradient Boosting algoritması ile Random Forest algoritması karşılaştırıldığında, Random Forest algoritmasının MAPE değeri %0.2 ve R^2 değeri 0.92 iken, Gradient Boosting algoritmasının MAPE değeri %0.3 ve R^2 değeri 0.91 olarak ölçülmüştür. Random Forest algoritması, bu metriklerde Gradient Boosting algoritmasına göre biraz daha iyi sonuçlar vermiştir. Gradient Boosting algoritması, doğalgaz tüketim tahminlerinde yüksek performans göstermiştir ancak Random Forest algoritması ile karşılaştırıldığında biraz daha düşük performans sergilemiştir.

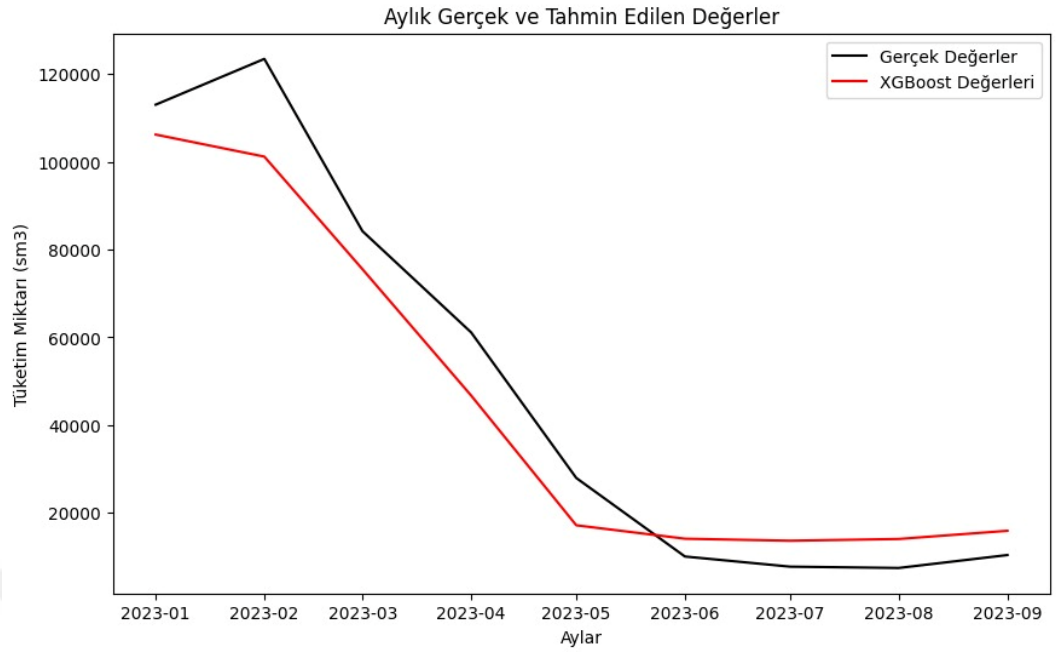
4.4. XGBoost

XGBoost algoritması, Gradient Boosting yönteminin optimize edilmiş bir versiyonudur. Modelin performans metrikleri aşağıdaki gibidir:

- MSE: 215705911
- RMSE: 14686
- MAPE: %0.42
- R^2: 0.89

Şekil 4.7'de XGBoost algoritması ile yapılan doğalgaz tüketim tahminlerinin gerçek değerlerle karşılaştırmasını göstermektedir. Siyah çizgi, gerçek tüketim değerlerini, kırmızı çizgi ise XGBoost algoritmasının tahmin ettiği değerleri temsil etmektedir.

XGBoost algoritması, doğalgaz tüketim tahminlerinde başarılı sonuçlar vermiştir. %0.42'lik MAPE değeri, modelin tahminlerinin nispeten küçük hatalarla gerçekleştiğini gösterir. Bu, modelin tahminlerinin gerçek değerlere oldukça yakın olduğunu ve dolayısıyla güvenilir tahminler sunduğunu belirtir. 0.89 R^2 değeri, modelin verilerin büyük bir kısmını başarılı bir şekilde açıkladığını gösterir. Bu, modelin sadece mevcut verilerle değil, aynı zamanda genel eğilimlerle de uyumlu tahminler yaptığını ifade eder.



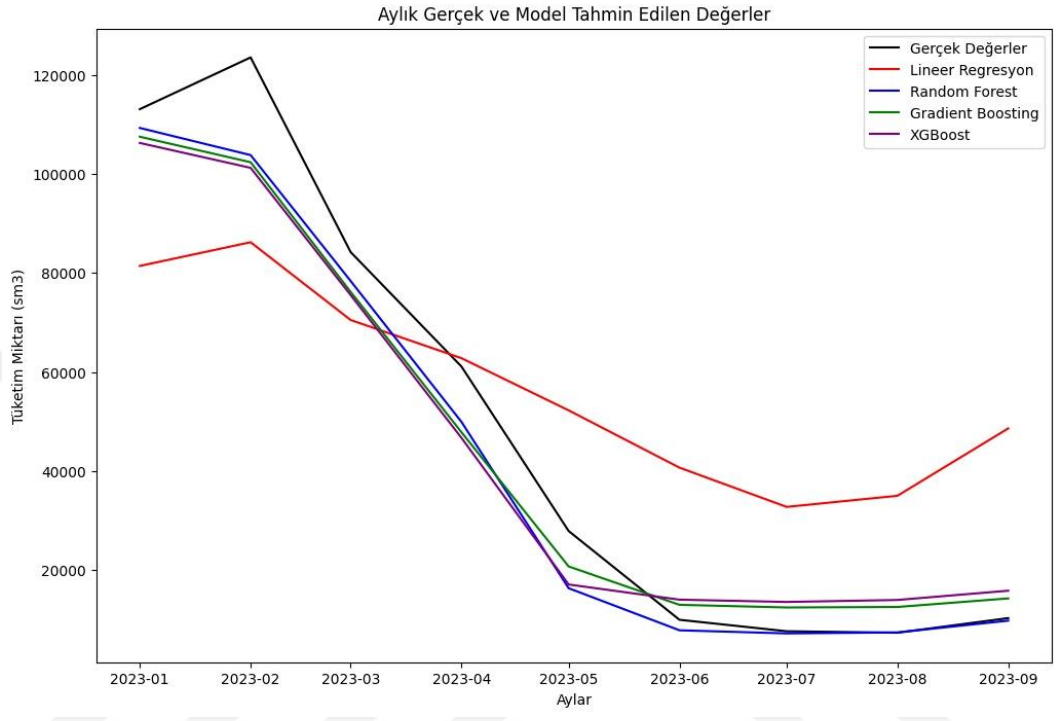
Şekil 4.7: Gerçek değerler ile xgboost algoritması tahminlerinin karşılaştırılması

Grafik incelendiğinde;

- Ocak ve Şubat 2023: Model, gerçek tüketim değerlerine oldukça yakın tahminlerde bulunmuştur.
- Mart 2023: Gerçek tüketim değerlerinde keskin bir düşüş gözlenirken, model bu düşüşü genel olarak iyi bir şekilde yakalamıştır.
- Nisan 2023 - Temmuz 2023: Model, bu dönemdeki düşüş çizgisini genel olarak iyi yakalamış, ancak bazı küçük sapmalar göstermiştir.
- Ağustos ve Eylül 2023: Model, gerçek tüketim değerlerine oldukça yakın tahminlerde bulunarak, bu aylarda da başarılı tahminler yapmıştır.

Çalışmamızda kullanılan dört model arasında en yüksek performansı Random Forest algoritması göstermiştir. Random Forest, en düşük MSE, RMSE ve MAPE değerleri ile en yüksek R^2 değerini sağlamıştır. Bu sonuçlar RandomForest' in 2023 yılı doğalgaz tüketim tahminlerinde en doğru ve güvenilir sonuçları verdiğini göstermektedir. XGBoost ve Gradient Boosting algoritmaları da benzer şekilde güçlü performans sergilemiş, ancak RandomForest 'in gerisinde kalmıştır. Çoklu doğrusal regresyon ise diğer tekniklere kıyasla daha düşük

performans göstermiştir. Şekil 4.8'de tüm analizlerin tahminlerinin karşılaştırması gösterilmiştir.



Şekil 4.8: Gerçek değerler ile tahmin edilen değerlerin yöntemlere göre karşılaştırılması

Grafik incelendiğinde;

Ocak - Mart 2023 nemleri arasında:

- Çoklu Doğrusal Regresyon**:** Ocak ve Şubat aylarında tahminler gerçek değerlere yakın olsa da, Mart ayında ciddi bir sapma göstermektedir.
- Random Forest**:** Bu model, Ocak ve Şubat aylarında gerçek değerlere oldukça yakındır ve Mart ayında da nispeten doğru tahminler yapmaktadır.
- Gradient Boosting**:** Ocak ve Şubat aylarında iyi performans göstermiş, Mart ayında ise genel eğilimi takip etmiştir.
- XGBoost**:** Ocak ve Şubat aylarında iyi performans göstermiş, Mart ayında ise genel eğilimi iyi yakalamıştır.

Nisan - Temmuz 2023 dönemleri arasında:

- Çoklu Doğrusal Regresyon: Bu dönemde model, gerçek değerleri tahmin etmede başarılı olamamış ve önemli sapmalar göstermiştir.
- Random Forest**:** Nisan - Temmuz aylarında gerçek değerlere en yakın tahminleri yapmıştır.
- Gradient Boosting**:** Bu dönemde de oldukça iyi performans göstermiştir ve tahminleri gerçek değerlere yakındır.
- XGBoost**:** Tahminler, bu dönemde de genel olarak gerçek değerlere yakındır ancak Random Forest ve Gradient Boosting'e kıyasla biraz daha sapma göstermektedir.

Ağustos - Eylül 2023 dönemleri arasında:

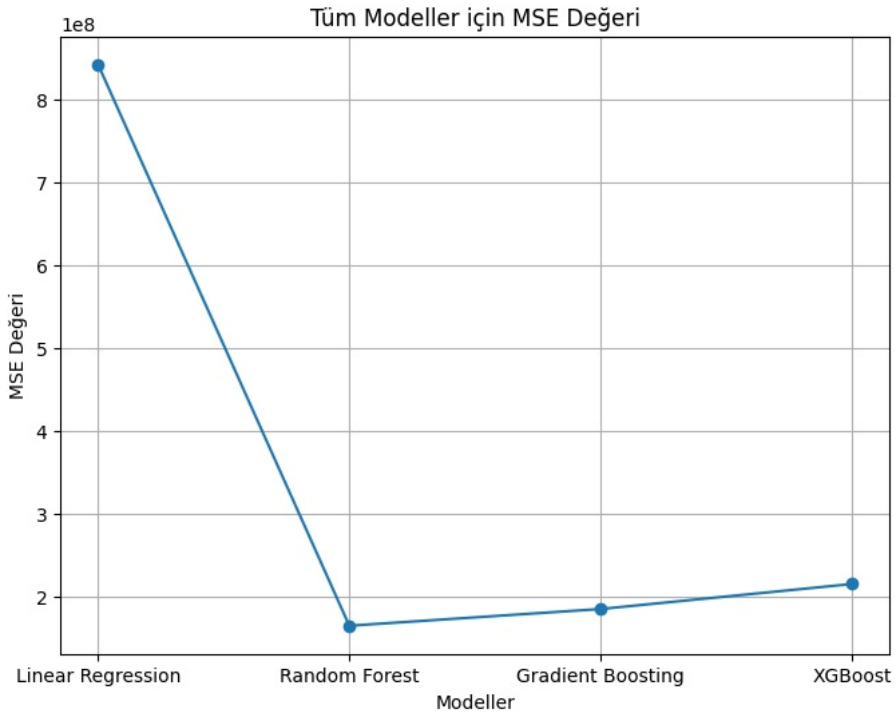
- Çoklu Doğrusal Regresyon**:** Bu dönemde de gerçek değerleri yakalamakta zorlanmış ve yüksek sapmalar göstermiştir.
- Random Forest**:** Gerçek değerlere oldukça yakın tahminler yapmıştır.
- Gradient Boosting**:** Tahminler, gerçek değerlerle büyük ölçüde uyumludur.
- XGBoost**:** Tahminler genel olarak doğru olsa da, diğer iki modele göre biraz daha fazla sapma göstermektedir.

Genel olarak algoritmalara baktığımızda aşağıdaki sonuçlara ulaşılabilir.

- Çoklu Doğrusal Regresyon**:** En düşük performansa sahip modeldir. MAPE ve R^2 değerleri diğer modellere kıyasla oldukça düşüktür.
- Random Forest**:** En yüksek performansa sahip modeldir. Hem MAPE hem de R^2 değerleri en iyidir ve grafiksel olarak da gerçek değerlerle en uyumlu tahminleri yapmıştır.
- Gradient Boosting**:** Random Forest'a yakın bir performans göstermektedir ve tahminleri oldukça doğrudur. Ancak, Random Forest'tan biraz daha düşük performans göstermiştir.

- XGBoost**:** Performansı Random Forest ve Gradient Boosting'in altında kalmıştır. Yine de, tahminleri genel olarak doğrudur ve yüksek doğrulukla çalışmıştır.

Şekil 4.9, 4.10, 4.11 ve 4.12 de tüm yöntemlere ait hata metrik değerlerinin sonuçları verilmiştir.



Şekil 4.9: Tüm modellere ait MSE metrik grafiği

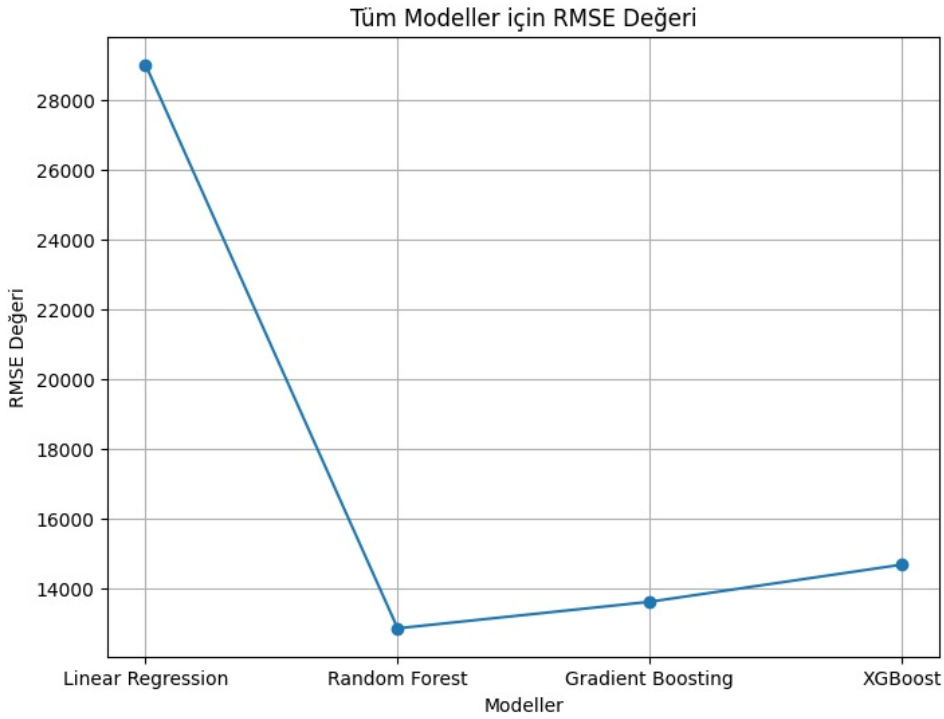
MSE değerlerini incelediğimizde;

Çoklu Doğrusal Regresyon: En yüksek MSE değerine sahiptir, bu da modelin tahminlerinde büyük hatalar yaptığını gösterir.

Random Forest: En düşük MSE değerine sahiptir, bu da modelin tahminlerinin gerçek değerlere en yakın olduğunu ve en az hata yaptığını gösterir.

Gradient Boosting: Random Forest'tan biraz daha yüksek MSE değerine sahiptir, ancak yine de oldukça düşük hata oranına sahiptir.

XGBoost: Gradient Boosting'e yakın bir MSE değeri vardır, ancak biraz daha yüksek hata oranına sahiptir.



Şekil 4.10: Tüm modellere ait RMSE metrik grafiği

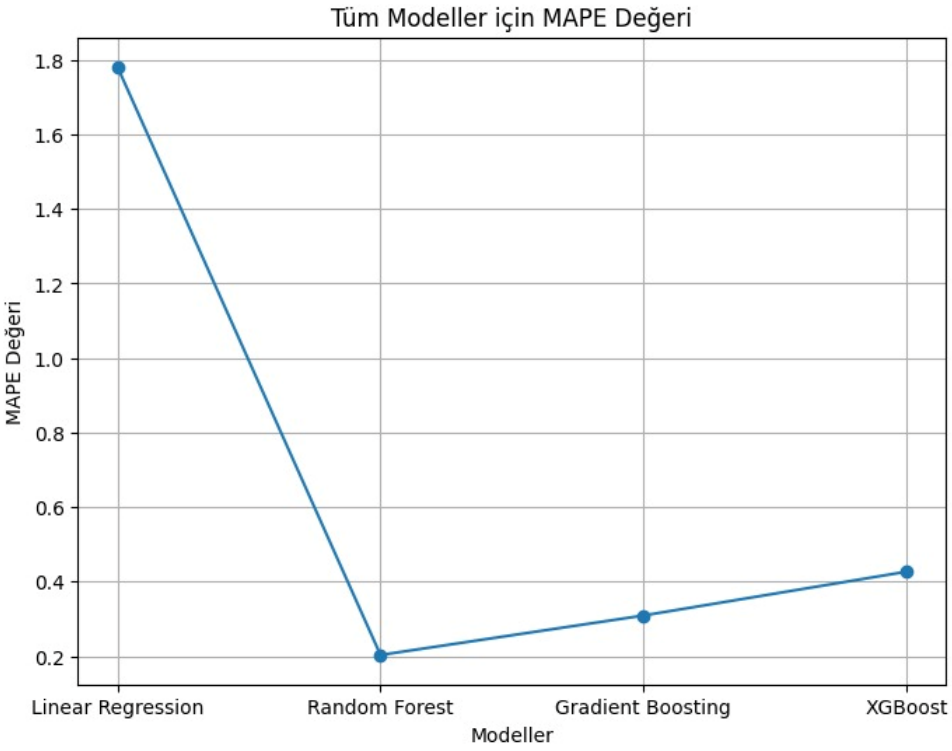
RMSE değerlerini incelediğimizde;

Çoklu Doğrusal Regresyon: En yüksek RMSE değerine sahiptir, bu da modelin tahminlerinin standart sapmasının yüksek olduğunu gösterir.

Random Forest: En düşük RMSE değerine sahiptir, bu da modelin tahminlerinin standart sapmasının düşük olduğunu ve daha tutarlı tahminler yaptığını gösterir.

Gradient Boosting: Random Forest'tan biraz daha yüksek RMSE değerine sahiptir, ancak yine de düşük hata oranına sahiptir.

XGBoost: Gradient Boosting'e yakın bir RMSE değeri vardır, ancak biraz daha yüksek hata oranına sahiptir.



Şekil 4.11: Tüm modellere ait MAPE metrik grafiği

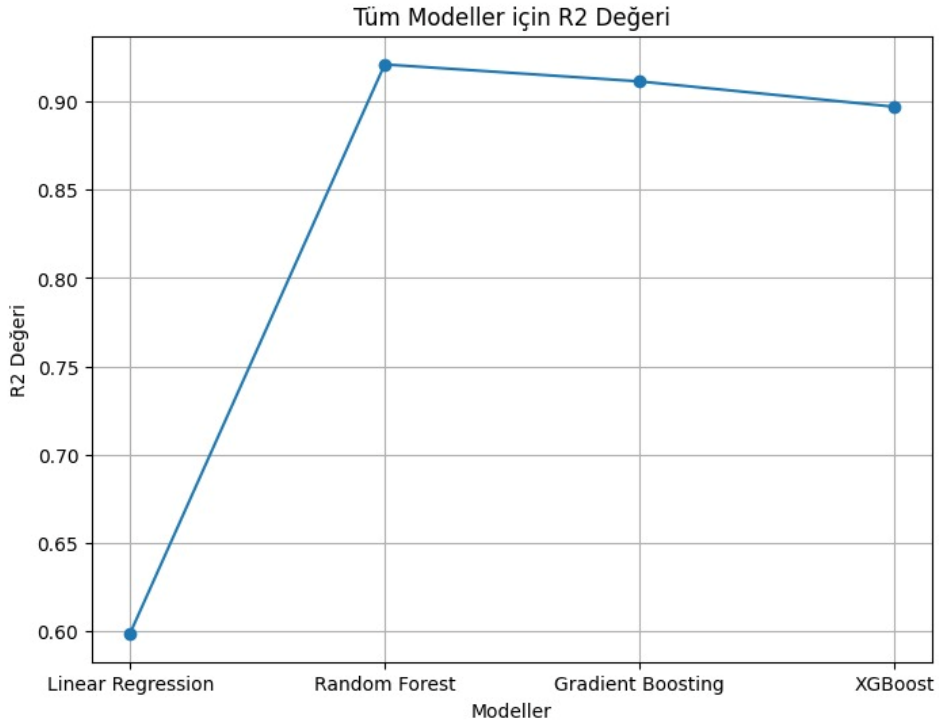
MAPE değerlerini incelediğimizde;

Çoklu Doğrusal Regresyon: En yüksek MAPE değerine sahiptir, bu da modelin tahminlerinde büyük yüzdelik hatalar yaptığını gösterir.

Random Forest: En düşük MAPE değerine sahiptir, bu da modelin tahminlerinin yüzdelik olarak en az hata yaptığını gösterir.

Gradient Boosting: Random Forest'tan biraz daha yüksek MAPE değerine sahiptir, ancak yine de düşük yüzdelik hata oranına sahiptir.

XGBoost: Gradient Boosting'e yakın bir MAPE değeri vardır, ancak biraz daha yüksek yüzdelik hata oranına sahiptir.



Şekil 4.12: Tüm modellere ait R^2 metrik grafiği

R^2 değerlerini incelediğimizde;

Çoklu Doğrusal Regresyon: En düşük R^2 değerine sahiptir, bu da modelin veri varyansını en az açıkladığını gösterir.
Random Forest: En yüksek R^2 değerine sahiptir, bu da modelin veri varyansını en iyi açıkladığını ve en başarılı tahminler yaptığını gösterir.
Gradient Boosting: Random Forest'tan biraz daha düşük bir R^2 değerine sahiptir, ancak yine de veri varyansının büyük bir kısmını açıklamaktadır.
XGBoost: Gradient Boosting'e yakın bir R^2 değerine sahiptir, ancak biraz daha düşük performans göstermektedir.

Genel olarak değerlendirdiğimizde, doğalgaz tüketim tahminlerinde en iyi performansı gösteren model Random Forest olarak öne çıkmaktadır. Gradient Boosting ve XGBoost modelleri de başarılıdır, ancak Random Forest kadar iyi değildir. Çoklu doğrusal regresyon ise en düşük performansa sahip modeldir ve diğer modellere kıyasla hata değeri yüksek tahminler yapmıştır.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Tez çalışması kapsamında doğal gazın çıkartılmasından tüketiciye ulaştırılmasına kadar geçen gerek işletme gerekse projelendirme adımlarına değinilmiş, enerji sektöründeki önemi irdelenerek doğal gaz tedariği açısından Türkiye'nin konumu özetlenmiştir. Ardından projelendirme için kritik esaslar ile birlikte doğal gaz tüketim tahmininin projelendirme için önemine değinilmiş, tahminleme sırasında kullanılan yöntemler özetlenmiştir. Literatüre katkı sağlamak açısından yeni bir model kurularak yapay sinir ağı kullanımı yardımıyla Hakkari'nin doğal gaz tüketimine ait gelecek projeksiyonunu en doğru şekilde tahminlemeye çalışılmıştır.

Sonuç olarak, bu çalışma Hakkari ilinde doğalgaz tüketimini tahmin etmek için gelişmiş makine öğrenimi algoritmalarının etkin bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir. Kullanılan modeller arasında random forest, gradient boosting ve xgboost algoritmaları ile çoklu doğrusal regresyon analizi yer almaktadır. Elde edilen sonuçlar, enerji tüketimi tahminlerinin doğruluğunu önemli ölçüde artırmış ve çeşitli algoritmaların performansını karşılaştırmalı olarak değerlendirme imkanı sunmuştur. Bu çalışmanın bulguları, enerji yönetimi ve planlama süreçlerinde karar vericilere değerli bilgiler sağlamaktadır.

Bu çalışma, aynı zamanda, farklı makine öğrenimi tekniklerinin enerji tüketimi tahminlerinde nasıl kullanılabileceğini ve hangi yöntemlerin daha etkili sonuçlar verdiğini göstermektedir. Random forest, gradient boosting ve xgboost algoritmalarının hiperparametre ayarları ile tahminleme performanslarının en üst seviyeye çıkarılabileceği ortaya konmuştur. Bu bulgular, enerji sektöründe daha verimli ve sürdürülebilir yönetim stratejileri geliştirmek için yol gösterici olabilir.

Bu çalışma kapsamında doğalgaz tüketim tahminlerinin doğruluğunu artırmak ve modellerin performansını iyileştirmek için çeşitli öneriler sunulmaktadır.

- Veri Kalitesinin İyileştirilmesi: Eksik veya hatalı veriler, uygun yöntemlerle tamamlanmalı ve temizlenmelidir. Anormal ve aykırı

değerlerin tespiti ve düzeltilmesi, veri setinin kalitesini artıracaktır. Veri temizleme işlemleri, modelin daha doğru tahminler yapmasına yardımcı olabilir.

- Veri Setinin Genişletilmesi: Modele ek olarak hava durumu, ekonomik göstergeler ve mevsimsel etkiler gibi yeni değişkenler eklenebilir. Bu, modelin daha kapsamlı ve doğru tahminler yapmasına yardımcı olacaktır. Ek değişkenler, modelin performansını artırabilir.
- Model Optimizasyonu: Mevcut hiperparametre optimizasyonlarına ek olarak, daha kapsamlı arama stratejileri kullanılarak modellerin performansı daha da artırılabilir. Grid search veya random search yöntemleriyle en iyi parametre kombinasyonları bulunabilir. Modellerin parametrelerinde ince ayarlar yapılarak daha iyi sonuçlar elde edilebilir.
- Model Karşılaştırması ve Kombinasyonu: Farklı modellerin tahminlerini birleştirerek daha iyi sonuçlar elde edilebilir. Bu, modellerin güçlü yanlarını bir araya getirerek tahmin doğruluğunu artırabilir. Farklı model türlerinin birleştirilmesiyle hibrit modeller oluşturulabilir. Örneğin, Random Forest ve Gradient Boosting modellerinin bir arada kullanılması daha iyi sonuçlar verebilir.
- Model Değerlendirme ve Takip: Modellerin performansı düzenli olarak izlenmeli ve performans düşüşleri tespit edilerek gerekli iyileştirmeler yapılmalıdır. Gerçek zamanlı veri akışları ile modellerin anlık tahminler yapabilmesi sağlanmalıdır. Performans izleme ve anlık tahminler, modelin güncelliğini korumasını sağlar.

Bu öneriler, doğalgaz tüketim tahminlerinin doğruluğunu artırmaya yönelik olup, çalışma kapsamında daha iyi sonuçlar elde edilmesini sağlayabilir. Bu bağlamda, modellerin optimizasyonu, veri setinin genişletilmesi ve iyileştirilmesi, model karşılaştırması ve kombinasyonu, model değerlendirme ve takip gibi konulara odaklanmak gereklidir.

KAYNAKLAR

Anonim, 2017. Arz Mühendislik Müt.İnş.San.Tic.Ltd. Şti. Hakkari Yüksekova Şırnak Silopi Cizre İdil Doğalgaz Projesi Mühendislik Dosyası.

Anonim, Taylor SJ, Letham B. 2017. Forecasting at scale. PeerJ Preprints 5:e3190v2 https://doi.org/10.7287/peerj.preprints.3190v2 Erişim tarihi: 17.04.2024

Anonim, BP, 2021. Dünya Enerjisinin İstatiksel İncelenmesi, [https://www.bp.com/content/dam/bp/business/sites/en/global/corporate/pdfs/energyeconomics/statistical-review/bp-stats-review-2021-full-report.pdf],Erişim Tarihi: 21.11.2023

Anonim, EPDK, 2022. Doğalgaz piyasası yıllık sektör raporu, [https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/3-0-94/yillik-sektor-raporu], Erişim Tarihi: 09.12.2023.

Anonim, BP, 2022. Dünya Enerjisinin İstatiksel İncelenmesi, [https://www.bp.com/content/dam/bp/businesssites/en/global/corporate/pdfs/energyeconomics/statistical-review/bp-stats-review-2022-full-report.pdf], Erişim Tarihi 21.11.2023

Anonim, TPO, 2022. Petrol Ve Doğalgaz Sektör Raporu, [https://www.tpao.gov.tr/file/2305/2022-petrol-ve-doğal-gaz-sektor-raporu-4316477389807c65.pdf], Erişim Tarihi: 08.11.2023.

Anonim, TSKB ,2023. Enerji Sektör Görünümü, [https://www.tskb.com.tr/uploads/file/enerji-sektor-gorunumu-2021.pdf], Erişim Tarihi: 09.12.2023.

Anonim, ETKB ,2023. Enerji Çeşitleri, [https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji], Erişim Tarihi: 09.02.2024.

Anonim, MFA, 2023 Türkiye'nin Enerji Görünümü, [https://www.mfa.gov.tr/turkiye_nin-enerji-stratejisi.tr.mfa], Erişim Tarihi: 02.09.2023.

Anonim, TÜİK , 2023. Nüfus Sayımı, [https://biruni.tuik.gov.tr/medas], Erişim Tarihi:19.03.2024

Anonim, BOTAŞ, 2023. Tamamlanan Önemli Projeler, [https://www.botas.gov.tr/Sayfa/tamamlanan-onemli-projelerimiz/504], Erişim Tarihi:09.01.2024

Anonim, TÜİK , 2023. Bina ve İşyeri Sayımı Sonuçları,[https://biruni.tuik.gov.tr/medas], Erişim Tarihi:19.03.2024

Anonim, MGM, 2023. İllerimize Ait Genel İstatistik Verileri. [https://www.mgm.gov.tr/verideğerlendirme/il-ve-ilceleristatistik.aspx?k=A&m=HAKKARI], Erişim Tarihi: 23.12.2023.

Anonim, 2024. Aktivasyon Fonksiyonlarının Karşılaştırılması,[https://ayyucekizrak.medium.com/Derin-Öğrenme-İçin-Aktivasyon-Fonksiyonlarının-Karşılaştırılması-cee17fd1d9cd], Erişim Tarihi: 16.03.2024

Anonim, TÜİK , 2024. Doğal Gaz Konut Abone Sayıları,[https://biruni.tuik.gov.tr/medas],Erişim Tarihi:19.03.2024

Anonim, 2024. Türkiye'nin Doğalgaz Üretimi,[https://www.enerjiatlasi.com/turkiye-dogalgaz-uretimi],Erişim Tarihi:10.04.2024

Akan Y., Tak S., 2003. "Türkiye Elektrik Enerjisi Ekonometrik Talep Analizi", **Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi**, cc 17, sayı 1, ss. 21-49.

Akkurt, M., Demirel, O. F. And Zaim, S., 2010.Forecasting Turkey's Natural Gas Consumption By Using Time Series Methods, **European Journal Of Economic And Political Studies**, 20 (5), 1–21.

Akpınar M., 2017. İstatistik Ve Yapay Zekâ Teknikleri İle Enerji Tüketiminin Tahmini: Sakarya Doğalgaz Tüketiminin Uygulaması, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi.

Alan, E., 2013. Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı ile Cüruflarda Fosfor Kapasitelerinin İncelenmesi, İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.

Aykaş, N., 2023. Düzce İli Doğalgaz Talep Tahmini, Düzce: Düzce Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.

Bai, Y., - Li, C., 2016. Daily Natural Gas Consumption Forecasting Based On A Structure-Calibrated Support Vector Regression Approach, Energy And Buildings, 127, 571-579.

Balıkçı, V., Gemici, Z., Taner, T., Dalkılıç, A. S. 2023. Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle İstanbul İli Doğal Gaz Tüketiminin Tahmini Ve Şehir Giriş İstasyonlarının Planlanması. **Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**, 39(2), 1017-1028.

Bahadır E., Özdemir A.Ş. 2016. Akademik Başarı Tahmininde Yapay Sinir Ağları. Burç Yayınevi, 48-50.

Bayraç, H. N. 2009. Küresel Enerji Politikaları Ve Türkiye: Petrol Ve Doğal Gaz Kaynakları Açısından Bir Karşılaştırma. **Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, 10(1), 115-142.

Bayır, F. 2006. Yapay Sinir Ağları ve Tahmin Modellemesi Üzerine Bir Uygulama, İstanbul Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.

Beşergil, B., 2009. Petrol- Petrol Kimyası, Ege Üniversitesi Yayını, İzmir.

Bengio Y., 2012. Deep Learning of Representations for Unsupervised and Transfer Learning. University Of Montreal. (QC), H2C 3J7, Canada

Cam, S., Sigeze, C., Ballı, E., 2018. An Analysis Of Turkey's Energy Efficiency With Artificial Neural Networks And Ardl Approach, Ege Academic Rewiew, 18 ,661-670.

Coban, O., Ozcan C.C., 2011. "Sektörel Acıdan Enerjinin Artan Önemi: Konya İli İcin Bir Doğalgaz Talep Tahmini Denemesi", **SU İİBF Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi**, cc. 11, sayı 22, ss. 85-106.

Del Real, A. - J., Dorado, F- Duran, J., 2020. Energy Demand Forecasting Using Deep Learning: Applications For The French Grid, Energies, 13 (9), 2242.

Demirel, Ö., Kakilli, A., & Tektaş, M. 2013. Anfıs Ve Arma Modelleri İle Elektrik Enerjisi Yük Tahmini. **Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**, 25(3).

Demirel Ö. F., Zaim S., Çalışkan A., Özuyar., S. 2012. "Sinir Ağları ve Çok Değişkenli Zaman Serisi Yöntemleri Kullanılarak İstanbul'da Doğal Gaz Tüketiminin Tahmin Edilmesi",**Türkiye Elektrik Mühendisliği ve Bilgisayar Bilimleri Dergisi**,20(5):695-711.

Ediger Volkan Ş., Tatlıdil H., 2002. Forecasting the Primary Energy Demand in Turkey and Analysis of Cyclic Patterns. Energy, Conversion and Management. 43: 473-487.

Engin B., 2014. "Türkiye Doğal Gaz Arz Güvenliği Ve Gelecek Projeksiyonu İle İncelenmesi", İstanbul Teknik Üniversitesi, Enerji Enstitüsü.

Eren, T., 2017. Doğal Gaz Tüketim Planlanmasında Gri Tahmin Yöntemi Ve Türkiye Uygulaması, İstanbul: T.C. İstanbul Ticaret Üniversitesi, 94.

Erdem O.E., 2019. Makine Öğrenme Teknikleri İle Türkiye'nin Doğalgaz Enerji Tüketiminin Tahminlenmesi, Konya Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.

Es H., Kalender F. Y., Hamzaçebi C., 2014. Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Net Enerji Talep Tahmini, **Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University**, cc. 29, sayı 3.

Esim, K. N., 2021. Uğruna Savaşlar Çıkan Petrol Nasıl Oluşur?, [https://www.bilgeyik.com. /ugruna-savaslar-cikan-petrol-nasil-olusur-728], Erişim Tarihi: (15.03.2024).

Faggella D., 2019, What is Machine Learning, https://emerj.com/ai-glossaryterms/what-is-machine-learning/, Erişim Tarihi: (12.01.2024).

Fausett, L., 1994. Fundamentals of Neural Network. Prentice Hall, Hoboken, 1994.

Görücü F. B., Geriş P. U. ve Gümrah F., 2004. Artificial Neural Network Modeling for Forecasting Gas Consumption, Energy Sources, 26: 299-307.

Hamzaçebi C., Kutay F. 2004. “Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini”. **Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Dergisi**. 19/3: 227-233.

Hamzaçebi C., 2011. Yapay Sinir Ağları: Tahmin Amaçlı Kullanımı Matlab ve Neurosolutions Uygulamalı, Trabzon: Ekin Yayınevi.

Hosseinipoor S., 2016. “Forecasting Natural Gas Prices İn The United States Using Artificial Neural Networks”, Oklahoma Üniversitesi.

I. Sutskever I., Jozefowicz R., Gregor K., Rezende D., Lillicrap T., Vinyals O., 2016. Towards Prıncıpled Unsupervısed Learnıng, in: Int. Conf. Learn. Represent.

Kabalcı, E. 2014. Yapay Sinir Ağları. Ders Notları.

Kaynar O., Serkan T., Demirkoparan F., 2011.Yapay Sinir Ağları ile Doğal Gaz Tüketim Tahmini, **Atatürk Ü. İİBF Dergisi**, 10. Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu Özel Sayısı.

Keçebaş, A., Yabanova, İ. Ve Yumurtacı, M., 2012. “Artificial Neural Network Modeling Of Geothermal District Heating System Thought Exergy Analysis”, Energy Conversion And Management, 64, 206-212.

Kılıç A.M., 2006. ”Turkey’s Natural Gas Necessity,Consumption And Future Perspectives”, Energy Policiy, Volume 34, Issue 14.

Koç, E., Şenel, M. C., 2013. “Dünyada ve Türkiye'de Enerji Durumu – Genel Değerlendirme,” Mühendis ve Makina, cilt 54, sayı 639, s. 32-44

Kurnaz, K. 2014 Yapay Sinir Ağları İle Makine Öğrenmesi Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi.

Lee K. Y., Cha Y. T., Park J. H., 1992. “ Hort-Term Load Forecasting Using An Artificial Neural Network”, IEEE Transactions On Power Systems, 7.1,124-132.

Masaebı P., 2016. Yapay Sinir Ağları İle İran Elektrik Tüketim Tahmini, Trabzon: Karadeniz Teknik Üniversitesi Yüksek Lisans Tezi.

Okutan, C., 2014. Borsa İstanbul Şirketlerinin Hisse Senedi Getirilerinin Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Regresyon Yöntemleri Kullanarak Analizi, Kocaeli: Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.

Oliver, R., Duffy, A., Enright, B., & O'Connor R. 2017. Forecasting Peak-Day Consumption For Year-Ahead Management Of Natural Gas Networks. Utilities Policy, 44, 1-11.

Öztemel, E., 2006. Yapay Sinir Ağları, 2. Baskı, Papatya Yayıncılık, İstanbul.

Öztemel, E., 2012. Yapay Sinir Ağları, 3. Baskı, Papatya Yayıncılık, İstanbul.

Özşahin, Ş., 2013. Optimization of Process Parameters in Oriented Strand Board Manufacturing with Artificial Neural Network Analysis, **European Journal of Wood and Wood Products**, 71, 6, 769-777.

Pençe, İ., Kalkan, A., Şişeci Çeşmeli M., 2019. Türkiye Sanayi Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2017-2023 dönemi için Yapay Sinir Ağları ile Tahmini. **Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi**, 3(2), 206-228.

Sarak H., Satman A., 2003. The Degree-Day Method to Estimate the Residential Heating Natural Gas Consumption in Turkey: A Case Study,Energy. 28: 929–939.

Sarıcaoğlu, C. 2019, Sözcüksel Analiz Kullanarak Kötü Niyetli Url'leri Derin Öğrenme Teknikleri ile Tespit Etme, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Şahin, G., 2022. Doğal Gaz Talep Tahmininin Yapay Sinir Ağları ile Modellenmesi: Danimarka Örneği. **Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, 24(1), 360-385.

Şenel, M. C., 2012. Rüzgâr Türbinlerinde Güç İletim Mekanizmalarının Tasarım Esasları-Dinamik Davranış, Samsun: On dokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.

Şenol, Ü., Musayev, Z., 2017. Rüzgar Enerjisinden Elektrik Üretiminin Yapay Sinir Ağları İle Tahmini. **Bilge Uluslararası Fen ve Teknoloji Araştırmaları Dergisi**, 1(1), 23-31.

Taşkıner B., 2018. Ankara İli Doğal Gaz Tüketiminin Yapay Sinir Ağları ile Öngörüsü, İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi

Taşpınar F., Numan Ç., Nedim T., 2013. Forecasting Of Daily Natural Gas Consumption On Regional Basis İn Turkey Using Various Computational Methods. Energy and Buildings. 56: 23–31.

Taşpınar, İ., 2021. Türkiye'nin Doğal Gaz Tüketiminin Yapay Sinir Ağları Modeli İle Gelecek Projeksiyonun Öngörüsü. Yıldız Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.

TMMOB, 1996. TMMOB 1.Enerji Sempozyumu 12-14 Kasım 1996 Ankara Türkiye'de Doğal Gaz Uygulamalarının Gelişimi ve Kurumlaşma s. 39-48.

Tokgöz A., Ünal G., 2018. Türkiye Elektrik Tüketimi Tahmini için RNN Tabanlı Zaman Serisi Yaklaşımı, 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU).

Topçu, G.Y., 2013. Türkiye Doğal Gaz Tüketim Tahmini, Ankara: Ankara Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, 2013.

Ugetam, 2004. İstanbul Uygulamalı Gaz ve Enerji Teknolojileri Araştırma Mühendislik San. ve Tic. A.ş. Ugetam Ders Notları, 0800

Ugetam, 2016. İstanbul Uygulamalı Gaz ve Enerji Teknolojileri Araştırma Mühendislik San. ve Tic. A.ş. Ugetam Yayınları, 39.

Ugetam, 2014. İstanbul Uygulamalı Gaz ve Enerji Teknolojileri Araştırma Mühendislik San. ve Tic. A.ş. Ugetam Yayınları, 59.

Uğur F., 2023. Sözlü görüşme. Akmercan Hakkari-Şırnak Doğalgaz Dağıtım Aş. Hakkari, E-posta: ugur.fidan@akmercan.com.tr.

Vıtullo S., Brown R. H., Corliss - G. F., Marx B. M., 2009. Mathematical Models For Natural Gas Forecasting, Canadian Applied, Canadian Applied Mathematics Quarterly,cc. 17, sayı 4, ss. 807-827

Wang, D., - Liu, Y., - Wu, Z., - Fu, H., - Shi, Y., - Guo, H., 2018. Scenario Analysis Of Natural Gas Consumption İn China Based On Wavelet Neural Network Optimized By Particle Swarm Optimization Algorithm. Energies, 11(825), 1-16.

Yaman, S., 2021. Gömülü Sistem Platformu Üzerinde Görüntü İşleme Tekniklerinin Uygulanması. Fırat Üniversitesi, Doktora Tezi.

Yavuz, E., 2020. Konutlarda Enerji Tüketimi Kestirimi İçin Derin Öğrenme Ve Makine Öğrenme Yöntemlerinin Karşılaştırılması. İstanbul Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.

Yavuz S., Deveci M., 2012. İstatistiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağı Performansına Etkisi, **Erciyes Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, cc. 0, sayı 40, s. 167-187.

Yerebakan M., 2010. "Güneş Kollektörü Uygulamaları", İstanbul, İstanbul Ticaret Odası Yayınları, ss 13.

Yıldız S., Akgül Ş., 2013. Doğal Gaz Tüketim Tahmini, **Sosyal ve Beşerî Bilimler Dergisi** 5/1, 440-452.

Yılmaz C., 2022. Yapay Sinir Ağları İle Denizli İli Doğal Gaz Tüketim Analizi Ve Tahmini, Denizli, Pamukkale Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.

Yükseltan E., Yücekaya A.,Aktunç E.A., 2020. "Forecasting Models For Daily Natural Gas Consumption Considering Periodic Variations And Demand Segregation" , Department Of Industrial Engineering, Kadir Has University.

Zhang, J., 2019. Basic Neural Units of the Brain: Neurons, Synapses and Action Potential. arXiv: Neurons and Cognition.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı: Bilal ÇİÇEK

Doğum Yeri ve Tarihi:

EĞİTİM DURUMU

Lisans Öğrenimi :Atatürk Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Makine Mühendisliği

Yüksek Lisans Öğrenimi :Hakkari Üniversitesi, Makine Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Yabancı Diller :İngilizce

BİLİMSEL FAALİYETLERİ

A) Bildiriler

-

-

-

İLETİŞİM

E-Posta Adresi :

Tarih :…/…/2024