



T.C.
KONYA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



6 ŞUBAT 2023 DEPREMLERİNİN
DOĞAL GAZ TÜKETİMİNE ETKİSİ:
MALATYA ÖRNEĞİ

Seçkin ODABAŞI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Harita Mühendisliği Anabilim Dalı

Kasım-2025
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Seçkin Odabaşı tarafından hazırlanan “6 ŞUBAT 2023 DEPREMLERİNİN DOĞAL GAZ TÜKETİMİNE ETKİSİ: MALATYA ÖRNEĞİ” adlı tez çalışması .../.../... tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Harita Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Danışman

Prof. Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ

.....

Üye

Doç. Dr. İLKAY BUĞDAYCI

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Vahit Tongur

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Mevlüt Uyan
Enstitü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

İmza

Seçkin ODABAŞI

Tarih: 01.12.2025

Aksa Malatya Doğalgaz Dağıtım A.Ş şirketine ait tüketim verileri için tarafıma veri erişim/araştırma izni verilmiştir. Bu izin 17.10.2025 tarih ve MLTDG.25/42153 sayılı yazı ile düzenlenmiştir. Sağlanan bilgiler yalnızca akademik amaçla kullanılacak olup, gizlilik koşullarına uyulacaktır.

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

6 Şubat 2023 Depremlerinin Doğal gaz Tüketimine Etkisi: Malatya Örneği

Seçkin ODABAŞI

0009-0000-5493-7446

Konya Teknik Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Harita Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ

0000-0001-7717-586X

2025,86

Jüri

Prof. Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ

Doç. Dr. İLKAY BUĞDAYCI

Dr. Öğr. Üyesi Vahit Tongur

6 Şubat 2023'te meydana gelen Kahramanmaraş merkezli depremler, yalnızca fiziksel yıkımla sınırlı kalmamış; kentlerin enerji tüketim alışkanlıklarını da derinden etkilemiştir. Bu tezde, depremin Malatya'daki doğal gaz tüketimi üzerindeki etkisi incelenmiş ve afet yaşanmamış olsaydı ortaya çıkacak talep düzeyi LSTM tabanlı bir zaman serisi modeli ile tahmin edilmiştir. Çalışmada 2019-2023 dönemine ait aylık veriler (tüketim, abone sayısı, sıcaklık, HDD/CDD, tatil günleri ve gecikmeli tüketim) kullanılmış; mevsimsellik gösteren yapıyı doğru yakalamak için trigonometrik dönüşümler, hareketli ortalamalar ve lag değişkenleri modele eklenmiştir. Model, EarlyStopping ve ReduceLROnPlateau gibi modern optimizasyon teknikleri ile eğitilmiş ve $R^2=0,96$ düzeyinde güçlü bir performans sergilemiştir. Elde edilen karşı-olgusal sonuçlara göre, Şubat-Aralık 2023 döneminde tüketimin 329,5 milyon m³ olması beklenirken, gerçekleşen değer 246,6 milyon m³ ile bunun oldukça altında kalmıştır. Bu durum, deprem sonrası toplam tüketimin yaklaşık %25 oranında azaldığını göstermektedir. Etkinin abone gruplarına göre dengeli olmadığı görülmüş; OSB ve üretim tesislerinde nispeten sınırlı bir düşüş gözlenirken, konut ve hizmet sektörlerinde daha belirgin azalmalar ortaya çıkmıştır. Mekânsal analiz sonuçları ise toparlanmanın mahalleler arasında eş zamanlı ilerlemediğini, bazı bölgelerde tüketim davranışlarının uzun süre normale dönemediğini göstermektedir. Genel olarak bulgular, büyük afetlerin enerji talebinde hem zamansal hem mekânsal açıdan ciddi kopmalar yarattığını; LSTM yaklaşımının ise bu tür kırılmaları anlamak, öngörmek ve afet sonrası planlamalara yön vermek için güçlü bir araç sunduğunu ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: Deprem etkisi, doğal gaz tüketimi, zaman serisi analizi, LSTM, mekânsal analiz

ABSTRACT

MS THESIS

The Impact of the February 6, 2023 Earthquakes on Natural Gas Consumption: Case of Malatya

Seçkin ODABAŞI
0009-0000-5493-7446

Konya Technical University
Institute of Graduate Studies
Department of Geomatics Engineering

Advisor: Prof. Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ
0000-0001-7717-586X

2025,86

Jury
Prof. Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ
Doç. Dr. İLKAY BUĞDAYCI
Dr. Öğr.Üyesi Vahit Tongur

The earthquakes that struck Kahramanmaraş on 6 February 2023 not only caused severe physical destruction but also reshaped the energy consumption patterns of the affected cities. This thesis examines the impact of the disaster on natural gas consumption in Malatya and estimates the demand level that would have occurred in the absence of the earthquake, using an LSTM-based time series forecasting approach. The analysis relies on monthly data from 2019 to 2023, including gas consumption, number of subscribers, mean temperature, HDD/CDD indices, public holiday counts, and lagged consumption variables. Seasonal patterns were captured through trigonometric transformations, moving averages, and lag features. The model was trained with modern optimization techniques such as EarlyStopping and ReduceLROnPlateau, achieving a strong performance with $R^2 = 0.96$. Counterfactual results indicate that gas consumption for the February-December 2023 period would have reached 329.5 million m³ under normal conditions, whereas the actual consumption amounted to 246.6 million m³ which is a substantial 25% decline. The magnitude of this reduction varied across customer groups: industrial zones experienced a relatively modest decrease, while residential and service-sector subscribers faced much sharper drops. Spatial analyses further reveal that the recovery of consumption patterns did not progress uniformly across neighborhoods; in several areas, the post-disaster normalization took significantly longer. Overall, the findings demonstrate that large-scale disasters disrupt energy demand both temporally and spatially, while the LSTM framework provides a robust tool for understanding such structural breaks and supporting post-disaster tariff planning, budgeting, supply security, and risk management.

Keywords: Earthquake impact, natural gas demand, time series forecasting, LSTM, spatial analysis

ÖNSÖZ

Bu çalışma sürecinde, engin bilgi birikimi, pozitif yaklaşımı ve her zaman yanımda olan desteğiyle ufkumu genişleten, farklı bakış açıları kazanmama olanak tanıyan ve yalnızca kendi çalışma alanımda değil, birçok akademik konuda bilgi ve becerilerime katkı sağlayarak gelişimime büyük katkıda bulunan, kendisiyle çalışmaktan her zaman keyif aldığım çok değerli danışman hocam Prof. Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ 'ye en içten şükranlarımı sunarım.

Ayrıca bu süreçte her daim yanımda olan, sevgileri ve destekleriyle bana güç veren, sabırla yanımda yürüyen ve bugünlere gelmemde en büyük pay sahibi olan sevgili aileme ve değerli çalışma arkadaşlarıma sonsuz teşekkür ederim.

Seçkin ODABAŞI
KONYA-2025

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR	ix
1. GİRİŞ	1
1.1. Hipotez ve Araştırma Soruları	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	2
2.1. LSTM Yönteminin Önemi	8
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	10
3.1. Doğal Gaz ve Enerji.....	10
3.1.1. Yenilenebilir enerji kaynakları	10
3.1.2. Yenilenemez enerji kaynakları	12
3.1.3. Türkiye'nin enerji tüketimi	18
3.1.4. Dünya'da doğal gazın tarihçesi.....	23
3.1.5. Türkiye'de doğal gazın tarihçesi.....	24
3.1.6. Doğal Gaz Dağıtım Şirketleri İçin Tüketim Öngörüsünün Önemi	27
3.2. Yapay Sinir Ağları	27
3.2.1. Tanımlar.....	27
3.2.2. Aktivasyon fonksiyonları.....	28
3.2.3. Gradyan kaybolma (vanishing gradient) problemi	30
3.2.4. Katman.....	30
3.2.5. Geri yayılım	31
3.2.6. Optimizasyon algoritmaları	31
3.2.7. Öğrenme hızı.....	32
3.3. Yapay Sinir Ağları Tarihçesi	32
3.4. Uzun Kısa Süreli Bellek Ağı (LSTM)	34

4. TARTIŞMA VE İNCELEME.....	35
4.1. Veri Seti	37
4.1.1. Doğal gaz tüketimi.....	37
4.1.2. Abone sayısı.....	38
4.1.3. Ortalama sıcaklık	39
4.1.4. İlgili ay	39
4.1.5. O ay bulunan tatil günü sayısı.....	39
4.1.6. Isıtma gün derecesi	39
4.1.7. Soğutma gün derecesi	40
4.1.8. Geçen ay tüketimi	40
4.2. Veriler Arası Korelasyon Matrisi	40
4.3. Veri Ön İşleme ve Özellik Mühendisliği	41
4.3.1. Eksik değerlerin doldurulması ve uç değer analizi	41
4.3.2. Zaman serisi özelliklerinin eklenmesi	42
4.3.3. Mevsimsel trigonometrik dönüşümler	44
4.4. Model Mimarisi ve Eğitim Süreci	46
4.4.1. Model mimarisi ve hiperparametreler.....	46
4.5. Araştırma Sonuçları	48
5.SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	75
5.1. Sonuçlar	75
5.2. Öneriler	76
5.3 Veri ve Model Paylaşımı	76
KAYNAKLAR	78

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

NE	: Nöronun ağırlıklı toplam girdisi
$f_{\text{sigmoid}}(z)$	: Sigmoid aktivasyon fonksiyonu
$f_{\text{tanh}}(z)$	: Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu
$f_{\text{ReLU}}(z)$	: ReLU aktivasyon fonksiyonu
R^2	: Belirleme katsayısı



Kısaltmalar

ADAM	: Adaptive Moment Estimation (Uyarlanabilir Moment Tahmini)
ANN	: Artificial Neural Network (Yapay Sinir Ağı)
ARE	: Absolute Relative Error (Mutlak Göreceli Hata)
ARIMA	: AutoRegressive Integrated Moving Average (Oto regresif Bütünleşik Hareketli Ortalama)
BOTAŞ	: Boru Hatları ile Petrol Taşıma A.Ş.
CBS	: Coğrafi Bilgi Sistemleri
CDD	: Cooling Degree Days (Soğutma Gün Derecesi)
ÇD	: Çoklu Doğrusal Regresyon
EMBER	: Ember Energy Research CIC
EPDK	: Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu
FAR	: Functional Autoregressive Model (Fonksiyonel Oto regresif Model)
FLP	: Functional Link Predictor (İşlevsel Bağlantı Tahmincisi)
GARCH	: Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (Genelleştirilmiş Oto regresif Koşullu Değişen Varyans)
GAZBİR	: Türkiye Doğal Gaz Dağıtıcıları Birliği
GB	: Gradient Boosting (Gradyan Artırma)
GM(1,1)	: First-Order Grey Model (Birinci Dereceden Gri Model)
GRU	: Gated Recurrent Unit (Kapılı Tekrarlayan Birim)
GW	: Gigawat
HDD	: Heating Degree Days (Isıtma Derece Günü)
IEA	: International Energy Agency (Uluslararası Enerji Ajansı)
IPCC	: Intergovernmental Panel on Climate Change (Hükümetlerarası İklim Değişikliği Paneli)
IRENA	: International Renewable Energy Agency (Uluslararası Yenilenebilir Enerji Ajansı)
KİT	: Kamu İktisadi Teşebbüsü
LNG	: Sıvılaştırılmış Doğal Gaz
LSTM	: Long Short-Term Memory (Uzun Kısa Süreli Bellek)
MAE	: Mean Absolute Error (Ortalama Mutlak Hata)
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error (Ortalama Mutlak Yüzde Hata)
MITEI	: MIT Energy Initiative (Massachusetts Institute of Technology bünyesindeki enerji inisiyatifi)
MLP	: Multilayer Perceptron (Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ)
MSE	: Mean Squared Error (Ortalama Kare Hatası)
OSB	: Organize Sanayi Bölgesi
PCA	: Principal Component Analysis (Temel Bileşen Analizi)
PSO	: Particle Swarm Optimization (Parçacık Sürü Optimizasyonu)
PV	: Fotovoltaik
RBF	: Radial Basis Function (Radyal Bazlı Fonksiyon)

RMS-A	: Regulatory Measurement Station-A (Düzenleyici Ölçüm İstasyonu A)
RMSE	: Root Mean Square Error (Kök Ortalama Kare Hatası)
RNN	: Recurrent Neural Network (Tekrarlayan Sinir Ağı)
SARIMAX	: Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with exogenous regressors (Mevsimsel ARIMA modeli, eksojen değişkenli)
SGD	: Stochastic Gradient Descent (Stokastik Gradyan İnişi)
SKB	: Sistem Kullanım Bedeli
SQL	: Structured Query Language (Veritabanı sorgulama dili)
SVR	: Support Vector Regression (Destek Vektör Regresyonu)
TANAP	: Trans-Anatolian Natural Gas Pipeline (Trans Anadolu Doğal gaz Boru Hattı Projesi)
TPAO	: Türkiye Petrolleri Anonim Ortaklığı
TSKB	: Türkiye Sınai Kalkınma Bankası
UGETAM	: Uluslararası Gaz Eğitim Teknoloji ve Araştırma Merkezi
UNSTD	: United Nations Statistics Division (Birleşmiş Milletler İstatistik Bölümü)
VAR	: Vector Autoregression (Vektör Otoregresyon)
WA	: Weighted Average (Ağırlıklı Ortalama)
YEKA	: Yenilenebilir Enerji Kaynak Alanları (Türkiye’de yenilenebilir enerji yatırımları kapsamında)

1. GİRİŞ

Bu tez çalışması, 6 Şubat 2023'teki Kahramanmaraş merkezli deprem gibi beklenmedik doğal afetlerin doğal gaz tüketimi üzerindeki etkilerini incelemekte ve LSTM (Uzun Kısa Süreli Bellek) ile oluşturulan model tahminlerini gerçek tüketim verileriyle karşılaştırmaktadır. Bu çalışmada coğrafi bilgi sistemleri ve mekânsal veriler yardımıyla bina başına düşen tüketim hesaplanarak şehrin hangi bölgelerinde tüketim yoğunlaştığı belirlenmiş ve deprem sonrası değişimler analiz edilmiştir. Sonuçlar, dağıtım şirketlerinin finansal risk yönetimi, planlama ve sürdürülebilirlik açısından yol gösterici olup, beklenmedik durumları irdelemeyi amaçlamaktadır. İkinci bölümde literatür özeti sunulmakta; üçüncü bölümde veri, değişkenler ve yöntemler; dördüncü bölümde bulgular ve tartışma; beşinci bölümde sonuç ve öneriler verilmektedir.

1.1. Hipotez ve Araştırma Soruları

Bu çalışma kapsamında, beklenmedik doğal afetlerin (özellikle 6 Şubat 2023 tarihli depremin) enerji talebi üzerindeki etkilerini değerlendirebilmek amacıyla aşağıdaki araştırma sorularına ve hipotezlere odaklanılmıştır:

Araştırma Soruları:

- Deprem gibi ani ve beklenmedik olaylar, Malatya ilindeki aylık doğal gaz tüketimini istatistiksel olarak anlamlı bir şekilde etkiler mi?
- Deprem sonrası dönemdeki tüketim davranış değişimleri, şehirdeki farklı abone tiplerinde (konut, sanayi, ticari, resmî kurumlar ve diğerleri) ne ölçüde farklılaşmaktadır?

Hipotez:

- Deprem gibi afetler, kısa vadede (3-6 aylık periyotta) doğal gaz tüketim seviyelerinde öngörülebilir bir düşüşe neden olur.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Brown ve Martin (1995), veri toplama aşamasında, bölgesel günlük doğal gaz tüketimi ile ilgili hava durumu verileri toplayarak ileri beslemeli yapay sinir ağı modelleri oluşturmak için kullanılmıştır. Model eğitimi aşamasında, en önemli faktörler belirlenerek bu faktörlere göre ağın eğitimi gerçekleştirilmiştir. Hata ölçümü için, modelin hata oranı Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE) ile ölçülmüştür. Modellerin tahmin başarısı, gerçek verilerle karşılaştırılarak model testi yapılmıştır.

Görücü ve ark. (2004), veri hazırlığı aşamasında, gaz tüketimini etkileyen faktörlerden Derece Gün Sıcaklıkları, Satış Fiyatı, Müşteri Sayısı, Döviz Kuru verilerini toplamıştır. Daha sonra, girdi ve çıktı verileri -1 ile 1 arasında olacak şekilde normalleştirilmiştir. Yapay Sinir Ağı (YSA) modeli oluşturmak için GAPP adlı bir bilgisayar programı kullanılarak geri yayılım algoritması ile bir YSA modeli oluşturulmuştur. Model eğitimi aşamasında, belirlenen girdi değişkenleri ve optimum parametreler kullanılarak model eğitilmiştir. Son olarak, model 1998 ve 2001 yılları için test edilmiş ve 2002 ile 2005 yılları için tahminler yapılmıştır.

Sánchez-Úbeda ve Berzosa (2007), İspanya'daki endüstriyel günlük doğal gaz tüketimini 1–3 yıllık orta vadede gün düzeyinde öngörmek için trend–mevsimsellik ve geçici bileşenlere dayalı bir ayrıştırma modeli oluşturmuştur. Model kurulumunda doğrusal parçalardan oluşan eğilim, Linear Hinges Model ile mevsimsel yapı ve takvim değişkenlerine (hafta içi/sonu, resmî tatil, Paskalya–Noel) dayalı çoklu regresyondan türetilen geçici bileşen ayrı ayrı eğitilmiştir. İspanya doğal gaz dağıtım şirketi Enagás'ın 1996 –2005 günlük sayaç verileriyle beslenen model, RMSE ve Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE) istatistikleriyle sınanmış; çalışmada 22 farklı sanayi tesisinin bir yıllık test setinde çoğu seri için 5-25% hata aralığında sonuçlar elde edilmiştir.

Elragal (2009), model oluşturma aşamasında, doğal gaz tüketimini tahmin etmek için iki farklı yapay sinir ağı modeli kullanmıştır. Bunlar, hata geri yayılımı ile eğitilen çok katmanlı ileri beslemeli bir ağ olan Temel Tahminci (BP) ve işlevsel bağlantı ağı olan İşlevsel Bağlantı Tahmincisi (FLP)'dir. Eğitim sürecinde, modeller toplanan verilerin %70'i kullanılarak eğitilmiştir ve ağın ağırlıkları güncellenmiştir. Test aşamasında, modellerin performansı verilerin geri kalan %30'u kullanılarak test edilmiştir. Tahminlerin birleştirilmesi için BP ve FLP modellerinden elde edilen tahminler, Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) yöntemi kullanılarak lineer ve doğrusal olmayan şekilde birleştirilmiştir. Bu birleştirme, tahmin başarımını artırmayı amaçlamaktadır. Sonuçların

değerlendirilmesi için modellerin doğruluğu, Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) kullanılarak ölçülmüştür.

Karlık ve Kızılaslan (2009), veri toplama aşamasında, İstanbul'un iki farklı bölgesinden aylık doğal gaz tüketimi ve ilgili hava durumu verileri toplanmıştır. Model oluşturma sürecinde, yapay sinir ağı modelleri tasarlanmıştır. Model eğitimi için, modeller eğitim veri seti kullanılarak eğitilmiştir. Model testi aşamasında, modellerin tahmin başarısı test veri seti ile değerlendirilmiştir. Son olarak, modellerin performansı mutlak göreceli hata (ARE) kullanılarak değerlendirilmiştir.

Nguyen ve Nabney (2010), Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ (MLP), Radyal Bazlı Fonksiyonlar (RBF), doğrusal regresyon (LR) ve Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH) kullanılmıştır. Ayrıca, modellerin zaman içinde değişen koşullara adapte olabilmesi için genişletilmiş Kalman filtresi ve parçacık filtresi gibi algoritmalar kullanılmıştır. Özellikle uyarlanabilir MLP ve GARCH modelleri diğer modellere göre daha başarılıdır.

Demirel ve ark. (2012), veri toplama aşamasında 2004-2009 tarihleri arasındaki döneme ait günlük doğal gaz tüketim verilerini kullanmıştır. Veriler, ön işleme adımıyla 0 ile 1 arasında bir ölçeğe dönüştürülmüştür. Model oluşturma sürecinde, Box-Jenkins metodolojisi kullanılarak en uygun model seçilmiştir. Bağımsız değişkenler ve tüketim gecikmeleri belirlenmiştir. Eğitim için 2004-2008 tarihleri arasındaki veri seti kullanılmıştır, bu eğitim örneği 1827 günü kapsamaktadır. Test için ise 2009 günlük veri seti kullanılmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre, hata geri yayılım algoritması kullanılan Yapay Sinir Ağı modeli, diğer tahmin modellerinden daha iyi performans göstermiştir.

Khatibi (2012), Dalgacık dönüşümü ve MLP, doğrusal regresyon, GARCH'ı birlikte kullanılmıştır. Öncelikle, dalgacık dönüşümü kullanılarak doğal gaz tüketim verileri ön işleminden geçirilmiştir. Ardından, MLP ağı, bir sonraki günün tüketim miktarını tahmin etmek için eğitilmiştir.

Szoplik (2015), MLP modeli kullanılarak bir yapay sinir ağı tasarlanmış ve eğitilmiştir. Farklı sayıda nörona sahip gizli katmanlar ve eğitim sürecinde kullanılan veri setinin boyutuna göre farklılık gösteren MLP modellerinin tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır. MLP 22-36-1 modelinin en iyi sonucu verdiği görülmüştür.

Eren (2017), Türkiye gibi doğal gaz ithalatına bağımlı ülkeler için, doğal gaz tüketiminin doğru tahmin edilmesi, arz talep dengesizliklerini önlemekte ve ekonomik kayıpları azaltmakta stratejik öneme sahip olduğunu belirtmiştir. Çalışmada, Türkiye'deki doğal gaz tüketim ve nüfus değerlerini tahmin etmek için birinci dereceden bir değişkenli

gri model olarak isimlendirilen GM(1,1) modeli kullanılmıştır. Modelin tahmin doğruluğu, Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) yöntemi ile değerlendirilmiş ve yüksek doğruluk düzeyine sahip olduğu belirlenmiştir. Elde edilen tahminlere göre, 2020'de Türkiye'deki nüfusun 84.28 milyon ve doğal gaz tüketiminin 63,613.39 milyon m³ olduğu, 2030'da ise nüfusun 96.51 milyon ve doğal gaz tüketiminin 104,007.61 milyon m³ olduğu öngörülmüştür. Ayrıca, kişi başına doğal gaz tüketiminin 2030 yılında 1,077.70 m³ olması beklenildiği belirtmiştir. Bu çalışmanın öngörülen değerleri, ilgili kurumlar için önemli önlemlerin alınmasına yol açmaktadır. Gelecekteki yatırımların yönlendirilmesinde dikkate alınması gereken farklı tahmin yöntemleri ve en iyi tahmin yöntemlerinin seçilmesinin önemine değinmiştir.

Chen ve ark. (2018), FAR (Fonksiyonel Otoregresif Modeli) isimli bir model geliştirilmiş olup gaz tüketim dinamiklerini geniş bir tarihsel profil yelpazesinde tanımlamaktadır. Gaz tüketiminin bir gün öncesinden nasıl tahmin edileceğine dair yeni bir yöntem sunulmaktadır. Ayrıca, bu modelde sıcaklık gibi bazı faktörlerin kısa vadeli tahminlerde istatistiksel olarak etkisiz olduğu gösterilmiştir.

Hribar (2019), doğal gaz tüketimini tahmin etmek için çeşitli makine öğrenmesi modelleri kullanılmıştır. Bu modeller arasında lineer regresyon, destek vektör regresyonu ve yapay sinir ağları gibi yöntemler bulunmaktadır. Bu süreçte, model parametreleri optimize edilmiş, ortalama mutlak hata ve ortalama mutlak yüzde hata gibi ölçütler ile doğruluk test edilmiştir.

Laib ve ark. (2019), doğal gaz tüketimini tahmin etmek için bir Yapay Sinir Ağı modeli olan LSTM ağlarını kullanan bir hibrit yaklaşım kullanılmaktadır. Öncelikle, K-means kümeleme yöntemi kullanılarak doğal gaz tüketim profilleri sınıflandırılır. Ardından, MLP ağı, sonraki günün tüketim profilini tahmin etmek ve uygun LSTM modelini seçmek için eğitilir. Her bir küme için ayrı LSTM modelleri, doğal gaz tüketimini tahmin etmek üzere geliştirilir. Modelin performansı, Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE), Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE) gibi metrikler kullanılarak değerlendirilir.

Tatoğlu ve ark. (2019), veri toplama aşamasında 2005-2015 yılları arasındaki günlük doğal gaz tüketimi ve ilgili parametreler toplanmıştır. Model oluşturma sürecinde, doğal gaz tüketim tahmin modeli Yapay Sinir Ağı, Destek Vektör Makineleri ve Çoklu doğrusal Regresyon kullanılarak oluşturulmuştur. Modelin mimari yapısı giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından meydana gelmektedir. Ağın eğitimi sırasında, bağlantıların ağırlıkları her çalıştırmada güncellenmektedir. Eğitim için toplam verinin %70'i eğitim

verisi olarak ayrılmıştır ve test için toplam verinin %30'u kullanılmıştır. Sonuçların değerlendirilmesi için Ortalama Mutlak Yüzde Hata kullanılmıştır.

Akpınar ve Yumuşak (2020) veri toplama aşamasında, 2011-2014 yıllarına ait günlük doğal gaz tüketim verilerini kullanmıştır. Veri ön işleme sürecinde, günlük tüketim verileri altı farklı RMS-A istasyonundan toplanarak şehir tüketimi belirlenmiş, ardından yüksek tüketime sahip sanayi kuruluşlarının tüketimleri çıkarılarak şehrin kendi tüketimi elde edilmiştir. Model oluşturma aşamasında, doğal gaz tüketimi tahmini için tek değişkenli mevsimsellik içeren istatistiksel teknikler kullanılmıştır. Eğitim için 2011-2013 yıllarına ait veri seti kullanılmıştır. Test aşamasında ise 2014 yılına ait veri seti test için kullanılmıştır.

Sharma ve ark. (2021), tarihsel doğal gaz tüketimi ve altı saatlik aralıklarla ilgili hava tahminlerini içeren veriler toplanmıştır. Toplanan veriler, blok bazında ayrıştırılmış ve feature engineering teknikleri kullanılarak analiz için hazırlanmıştır. Bu aşamada, duyarlılık analizi ve Temel Bileşen Analizi (PCA) yöntemleri kullanılarak önemli özellikler belirlenmiştir. Dört farklı tahmin modeli geliştirilmiştir: duyarlılık analizinden elde edilen özelliklere dayalı bir gradyan artırma modeli (GB), PCA yöntemiyle elde edilen özelliklere dayalı bir gradyan artırma modeli (GB-PCA), duyarlılık analizinden elde edilen özelliklere dayalı bir yapay sinir ağı modeli (ANN), PCA yöntemiyle elde edilen özelliklere dayalı bir yapay sinir ağı modeli (ANN-CG-PCA). Eğitim için toplam verinin %70'i, modellerin eğitimi için kullanılmıştır ve her bir model günün farklı blokları için ayrı ayrı eğitilmiştir. Test için toplam verinin %30'u kullanılmıştır ve modellerin doğrulukları ayrı ayrı ve birleştirilmiş olarak değerlendirilmiştir. Modellerin performansı, MAPE kullanılarak ölçülmüştür. Sonuçlar, hibrit modellerin bireysel modellere göre daha üstün performans gösterdiğini ifade etmektedir.

Svoboda ve ark. (2021), veri toplama aşamasında, veri seti 2013-2018 yılları arasında saatlik frekansta toplanmıştır. Veri ön işleme sürecinde, veri seti fark alma, zaman serisinin mevsimsel ve kalıntı bileşenlerine ayrıştırılması gibi işlemlerle gözlemler arasındaki bağımlılığı azaltmak için işlemler gerçekleştirilmiştir. Model oluşturma aşamasında, Rastgele Orman ve Hafif Gradyan Artırma algoritmaları kullanılarak tüketim değişkeni için tahmin modeli eğitilmiştir. Eğitim için 2013-2017 yılları arasındaki veri kullanılmıştır. Test aşamasında ise 2018 yılına ait veri test verisi olarak kullanılmıştır. Sonuçların değerlendirilmesi için Ensemble Approach ile WA algoritmasının kullanılmasıyla yapılan çalışmada R^2 değeri ile modelin tahmin başarısı ölçülmüştür.

Aydın (2020), Denizli ilindeki konutlarda doğal gaz tüketimi analizi ve tahminlemesini ele almaktadır. Analiz, kombi ve ocak tüketimleri gibi konut tüketim alt kategorilerine odaklanmaktadır. Sıcaklık, nem, derece gün verileri, doğal gaz birim fiyatları, gaz açım verileri, ekonomik ve nüfus verileri gibi çeşitli parametreler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Uygulama kısmında Box-Jenkins modelleri kullanılarak yapılan analizlerde alternatif modeller, çeşitli kriterlere göre kıyaslanmıştır. Sıcaklık verilerinin ve abonelik artışının toplam tüketimi en çok etkilediği belirlenmiştir. Gelecek dönemler için tüketim öngörüsü yapılırken iklim modellemeleri ve iklim öngörülerinin öneminin ortaya çıktığı vurgulanmıştır. Bunun yanı sıra çalışmada Box-Jenkins modellerinin kısa dönemli enerji tahminleri için yetkililere ve uzmanlara önerilebilecek bir yöntem olduğuna değinilmiştir.

Xueling (2022), çalışmasında karbon emisyonları ile şehir genişlemesi arasındaki ilişkinin lojistik eğri hipotezi yoluyla değerlendirilmesi ile ilgili literatüre yeni bir bakış açısı ve nicel bir yöntem sunmaktadır. Bu, toplam karbon emisyonlarını tahmin etmek, toplam karbon emisyonlarının büyüme eğrisinin eğilim noktasını belirlemek ve toplam karbon emisyonları büyümesinin yasasını açığa çıkarmak için bilimsel bir temel sağlamaktadır. Ancak, çalışmanın bazı kısıtlamaları bulunmaktadır ve ileriki adımlarda daha kapsamlı verilerin kullanılması ve şehir genişlemesi ve karbon emisyonları arasındaki nicel ilişkinin analiz edilmesi önerilmektedir.

Yılmaz (2023), Kayseri ilinde 2015-2022 yılları arasında aylık doğal gaz tüketim verilerinin kullanılarak 2023 yılı için tahminleme yapıldığı bir araştırmayı sunmaktadır. Box-Jenkins, Gri Tahminleme ve Yapay Sinir Ağları gibi yöntemler kullanılarak gerçekleştirilen tahminlemelerin analizleri SPSS, Excel ve WEKA gibi istatistiksel yazılımlar ve makine öğrenimi paket programlarıyla yapılmıştır. Bu çalışma, ayrıştırma tabanlı gri tahmin ve yapay sinir ağları yöntemleri uygulanmıştır. Gelecekte, veri boyutunun artışı düşünülerek daha etkili tahmin çalışmaları yapılabileceği bir şehir için yönelik detaylı enerji tüketimi tahminlerinin gerçekleştirilebileceğine değinilmiştir.

Balıkçı ve ark. (2024), veri toplama aşamasında, 2008-2018 yılları arasındaki günlük doğal gaz tüketimi ve ilgili parametreler toplanmıştır. Toplanan veriler normalize edilmiştir. Model oluşturma sürecinde, yapay sinir ağları kullanılarak doğal gaz tüketim tahmin modeli oluşturulmuştur. Modelde iki gizli katman kullanılmış ve farklı eğitim ve aktivasyon fonksiyonları denenmiştir. Eğitim için model, toplam verinin %75'ini oluşturan eğitim verisi ile eğitilmiştir. Test aşamasında, modelin performansı toplam verinin %15'ini oluşturan test verisi ile değerlendirilmiştir. Modelin doğruluğu, toplam

verinin %10'unu oluşturan doğrulama verisi ile de test edilmiştir. Sonuçların değerlendirilmesi için modelin tahmin başarısı R^2 değeri ile ölçülmüştür.

Literatür incelemesi özet olarak Çizelge 2.1’de gösterilmiştir.

Çizelge 2.1. Literatür özeti

Yazar	Çalışma Alanı / Kapsam / Veri aralığı	Tahmin Periyodu	Kullanılan Yöntem(ler)	Hata Metriği ve Hata Oranı
Brown ve Martin (1995)	ABD / Bölgesel konut-ticari / 1989–1993	Günlük	İleri Beslemeli YSA (çok-kat.), en önemli girdiler seçildi	RMSE/18.0%
Görücü ve ark. (2004)	Türkiye / Ulusal / 1990–2003	Aylık	YSA (GAPP, geri-yayılım)	MAPE/4.7%
Sánchez-Úbeda ve Berzosa (2007)	İspanya / 22 sanayi tesisi / 1996–2005	Günlük	Ayrıştırma + Linear Hinges + Çoklu regresyon	MAPE/5-25% (Tesis göre değişiklik gösteriyor)
Elragal (2009)	Mısır / Ulusal / 1986–2002	Yıllık	BP-YSA, FLP-YSA + PSO	MAPE/2.3%
Karlık ve Kızılaslan (2009)	Türkiye / İstanbul / 1998–2004	Aylık	YSA, 3 farklı mimari	ARE/3.9%
Nguyen ve Nabney (2010)	Birleşik Krallık / Ulusal / 1995–2005	Günlük	MLP, RBF, LR, GARCH, ve parçacık filtresi	—/2.1%
Demirel ve ark. (2012)	Türkiye / İstanbul / 2004–2009	Günlük	Box-Jenkins, YSA	RMSE/12.0%
Khatibi (2012)	İran / Ulusal / —	Günlük	Dalgacık + MLP + LR + GARCH	RMSE/9.4%
Szoplik (2015)	Polonya / Ulusal / 2009–2014	Aylık	MLP (22–36–1 mimarisi)	MAPE/4.1
Eren (2017)	Türkiye / Ulusal / 2000–2015	Yıllık	GM(1,1) gri model	MAPE/1.8%
Chen ve ark. (2018)	Almanya / Ulusal / 2008–2015	Günlük	FAR (Fonksiyonel AR)	RMSE/6.5%
Hribar (2019)	Hırvatistan / Ulusal / 2012–2017	Saatlik	LR, SVR, YSA	MAPE/3.7%
Laib ve ark. (2019)	Cezayir / Konut / 2010–2015	Günlük	K-means + MLP + LSTM hibrit	MAPE/3.2%
Tatoğlu ve ark. (2019)	Türkiye / İstanbul / 2005–2015	Günlük	YSA, SVM, ÇD	MAPE/4.5%
Akpınar ve Yumuşak (2020)	Türkiye / Konya / 2011–2014	Günlük	Tek-değişkenli mevsimsel istatistik	RMSE/5.8%
Sharma ve ark. (2021)	Hindistan / Blok-bazlı konut / 2015–2019	6 saatlik	GB / GB-PCA / ANN-CG / ANN-CG-PCA	MAPE/2.6%
Svoboda ve ark. (2021)	Çekya / Ulusal / 2013–2018	Saatlik	RF + LightGBM ensemble	R^2 /92.0%
Aydın (2020)	Türkiye / Denizli konut / 2013–2021	Aylık	Box-Jenkins	MAPE/6.9%
Xueling (2022)	Çin / Kent ölçeği / —	Yıllık	Lojistik eğri (emisyon)	R^2 /98.0%
Yılmaz (2023)	Türkiye / Kayseri / 2015–2022	Aylık	Box-Jenkins, gri, YSA	MAPE/3.4%
Balıkçı ve ark. (2024)	Türkiye / İstanbul / 2008–2018	Günlük	2 gizli katmanlı YSA	R^2 / 98.0%

2.1. LSTM Yönteminin Önemi

Literatür incelendiğinde, yapay sinir ağları, istatistiksel zaman serisi yöntemleri (ARIMA, SARIMAX ve diğerleri), regresyon tabanlı modeller ve hibrit yaklaşımların doğal gaz tüketimi tahmininde yoğun olarak kullanıldığı gözlenmektedir (Brown ve Martin, 1995; Karlık ve Kızılaslan, 2009; Demirel ve ark., 2012). Bu çalışmalar, genellikle kısa vadeli bağımlılıkların ve mevsimsel eğilimlerin bulunduğu veri setlerinde başarılı sonuçlar üretmiştir. Örneğin Brown ve Martin (1995), ileri beslemeli YSA ile RMSE üzerinden %18'e varan başarı sağlamış; Görücü ve ark. (2004) YSA tabanlı modellerde %4,7 MAPE elde ederek, hava sıcaklığı ve müşteri sayısı gibi faktörlerin kritik önemini göstermiştir. Benzer şekilde Szoplik (2015), farklı MLP mimarilerini test ederek aylık tüketimde %4,1 hata seviyesine ulaşmıştır.

Bununla birlikte, literatürdeki birçok çalışma tüketimlerde ani kırılmalar, uzun dönemli bağımlılıklar, yüksek mevsimsellik ve çok değişkenli ilişkileri aynı anda modellemede sınırlı kalmaktadır. Örneğin, Tatoğlu ve ark. (2019) ile Demirel ve ark. (2012) klasik YSA, SVM veya Box-Jenkins yöntemleri kullanmış, ancak bu yöntemlerin ani düşüş veya hızlı toparlanma gibi kırılma davranışlarını yakalamakta zorlandığı görülmüştür. Ayrıca Sharma ve ark. (2021) ve Hribar (2019) gibi modern makine öğrenmesi çalışmalarında bile, yüksek frekansta değişen sıcaklık veya talep etkilerinin tam anlamıyla yakalanamadığı belirtilmiştir.

Bu noktada LSTM'nin önemi ortaya çıkmaktadır. LSTM, klasik RNN modellerinin yaşadığı *vanishing gradient* problemine çözüm getiren kapı mekanizmaları sayesinde, doğal gaz tüketimi gibi mevsimsel, trend içeren, ani düşüş ve toparlanmalar gösteren karmaşık zaman serilerinde uzun dönemli bağımlılıkları başarıyla öğrenebilmektedir (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997; Gers ve ark., 2002). Örneğin Laib ve ark. (2019) tarafından geliştirilen hibrit K-means + LSTM modeli, günlük tüketim tahminlerinde diğer modellere kıyasla en düşük hata oranlarını (MAPE 3.2%) vermiştir. Benzer şekilde Svoboda ve ark. (2021), LightGBM tabanlı modellerle birlikte LSTM'nin uzun dönemli bellek yapısının hata oranlarını belirgin şekilde iyileştirdiğini göstermiştir.

Bu çalışmada kullanılan veri seti, mevsimsel yapı, trend, abone artışı, sıcaklık-hava koşullarına duyarlılık, ayrıca 6 Şubat 2023 depremi gibi ani kırılmalar içermektedir. LSTM'nin hem uzun süreli geçmiş bilgileri saklayabilmesi hem de kısa vadeli ani değişimleri yakalayabilmesi, bu tezde LSTM yönteminin tercih edilmesinin temel nedenidir. Literatür bulguları da, böylesine karmaşık örüntülerin hâkim olduğu enerji

tüketim tahminlerinde LSTM'nin klasik yöntemlere göre daha başarılı performans verdiğini desteklemektedir.



3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Doğal Gaz ve Enerji

Enerji, ulusların ekonomik büyümesinden diplomatik konumuna kadar birçok alanda kaderini belirleyen hayati bir unsurdur. Ekonominin can damarıdır; güvenilir, uygun maliyetli ve çevre dostu biçimde temin edilebildiğinde, bir ülkeye hem iç hem dış arenada büyük avantaj sağlar. Günümüzde bağımsızlığın ölçütü artık yalnızca siyasal sınırlarla değil, enerji üretiminde kendi kendine yetebilme ve kaynaklarını çeşitlendirebilme kabiliyetiyle de tanımlanabilir. Fosil yakıt-yenilenebilir denklemini doğru yöneten devletler, hem arz güvenliğini garanti altına alır hem de çevresel yükümlülüklerini yerine getirir. Teknolojik yeniliklerle modernize edilen altyapı ise maliyetleri düşürürken karbon ayak izini küçültür. Bu bağlamda enerji politikaları, ülkelerin küresel dalgalanmalara hızla uyum sağlamasını, ticarete ve uluslararası iş birliklerinde elini güçlendirmesini mümkün kılar. Kısacası enerji yönetimi, yalnızca ekonomik kalkınmanın değil, siyasi ağırlığın ve uzun vadeli refahın da temel direğidir.

Enerji kaynakları dönüştürülebilirliklerine göre, birincil ve ikincil enerji kaynakları olarak sınıflandırılmaktadır. Birincil enerji kaynakları, petrol, kömür, doğal gaz, nükleer, hidroelektrik, biyokütle, dalga-gelgit, güneş ve rüzgârdır. Birincil enerjinin dönüştürülmesi sonucunda ise ikincil enerji kaynakları ortaya çıkar. Bir diğer sınıflandırma ise kullanımlarına göredir. Bunlar ise yenilenebilir ve yenilenemez olmak üzere iki sınıftır. Yenilenebilir enerji kaynakları: hidroelektrik, güneş, rüzgâr, biyokütle, jeotermal ve dalga enerjileridir. Yenilenemez enerji kaynakları ise kömür, petrol ve doğal gazdır (Koç ve Kaya, 2015).

3.1.1. Yenilenebilir enerji kaynakları

Yenilenebilir enerji kaynakları, doğal süreçlerle kendini sürekli yenileyebilen ve tükenme riski olmayan enerji kaynaklarıdır; güneş, rüzgâr, hidroelektrik, jeotermal, biyokütle ve dalga-gelgit enerjileri bu kategoriye girer (Çelikkaya, 2017). Yenilenebilir enerji kaynakları, sera gazı emisyonlarını azaltarak sürdürülebilir kalkınmaya katkıda bulunur. Bu kaynaklar, fosil yakıtlara bağımlılığı azaltmak için önemlidir.

Güneş enerjisi, güneşin çekirdeğinde hidrojen atomlarının birleşerek helyuma dönüştüğü, yoğun enerji açığa çıkaran bir süreç sonucunda elde edilen bir enerji kaynağıdır. Yüksek enerji kapasitesine sahip olan bu kaynak, çeşitli teknolojilerle günlük hayatta kullanılabilir hale getirilmiştir. Güneş panelleri, güneş kolektörleri ve fotovoltaiik hücreler bu teknolojiler arasında yer almakta olup, güneş enerjisini hem elektrik hem de ısı enerjisine dönüştürmek için kullanılır (Koç ve Kaya, 2015). Temiz ve yenilenebilir bir

enerji kaynağı olan güneş enerjisi, enerji ihtiyacının karşılanmasında giderek daha fazla kullanılmaktadır.

Rüzgâr enerjisi, güneşin yeryüzünü eşit olmayan şekilde ısıtmasından kaynaklanır. Denizler ve karalar farklı hızlarda ısındığında, atmosferde basınç farkları meydana gelir ve bu farklar hava akımlarını oluşturur. Yüksek basınçtan düşük basınca doğru gerçekleşen bu hava hareketine rüzgâr denir. Rüzgârın bu kinetik enerjisinden faydalanılarak, mekanik veya elektrik enerjisi üretmek mümkündür (Koç ve Kaya, 2015). Çevre dostu ve düşük maliyetli bir yenilenebilir enerji kaynağı olan rüzgâr enerjisi, temiz enerji üretimindeki seçeneklerden biridir.

Hidroelektrik enerji, suyun potansiyel enerjisinin kinetik enerjiye dönüştürülmesiyle elde edilen bir enerji türüdür. Bu dönüşüm, suyun yüksek bir noktadan daha alçak bir noktaya doğru akmasıyla gerçekleşir. Suyun hareketiyle oluşan kinetik enerji, türbinleri döndürerek elektrik enerjisi üretimini sağlar (Bozkurt ve Tür, 2015). Yenilenebilir bir enerji kaynağı olan hidroelektrik enerji, düşük karbon salınımı ile çevre dostu bir alternatif sunar. Bu enerji türü, su kaynaklarının verimli kullanımıyla enerji üretimine katkı sağlar.

Hidrojen enerjisi, yeryüzünde bileşikler halinde bulunan hidrojenin, özellikle su gibi yaygın bileşiklerinden elde edilmesiyle üretilen bir enerji türüdür. Hidrojen yakıt olarak kullanıldığında, atık madde olarak yalnızca su veya su buharı ortaya çıkar. Bu özelliği sayesinde çevre dostu bir enerji kaynağıdır ve çevre kirliliğine yol açan emisyon salınımına veya zararlı kimyasal üretimine neden olmaz. Hidrojen enerjisi, çevreye duyarlılığının yanı sıra oldukça verimlidir; petrol yakıtlarına kıyasla yaklaşık 1.33 kat daha fazla verim sağlar. Ayrıca, hidrojenin önemli bir avantajı da kolayca depolanabilir bir kaynak olmasıdır (Karadayı ve Ergen, 2015). Geleceğin enerji kaynağı olarak görülmektedir.

Jeotermal enerji, yer kabuğunun farklı derinliklerinde biriken basınç altındaki sıcak su, buhar, gaz ya da ısıtılmış kuru kayalarla depolanan enerji türüdür (Uluşahin, 2009). Elektrik üretimi, ısıtma ve soğutma gibi birçok alanda kullanılır.

Biyokütle enerjisi, çürüyen organik maddelerin geri dönüştürülmesiyle elde edilen bir enerji kaynağıdır. Günümüzde, atık biyokütle özel yöntemlerle işlenip enerji içeriği artırılarak çeşitli amaçlarla kullanılmaktadır (Üçgül ve Akgül, 2010). Bu enerji türü, aynı zamanda atık yönetimini iyileştirerek çevre kirliliğinin azaltılmasına yardımcı olmaktadır.

Dalga-gelgit enerjisi, denizden gelen suyun yükseklik farkına bağlı olarak gölete veya göletten denize doğru hareket etmesiyle türbinlerden geçirilerek elde edilen bir enerji türüdür. Bu süreçte türbinlerin dönmesiyle enerji üretimi sağlanır (Lewis ve ark., 2010). Bu yenilenebilir enerji kaynağı, kıyı bölgelerindeki yerler için enerji üretme potansiyeli sunar.

3.1.2. Yenilenemez enerji kaynakları

Yenilenemez enerji kaynakları, bir kez tüketildikten sonra yeniden üretilmeyen ve zamanla tükenen doğal kaynaklardır. Bu gruba, milyonlarca yıl süren doğal süreçler sonucunda oluşan fosil yakıtlar (kömür, petrol, doğal gaz) ile dünyanın oluşumu sırasında meydana gelen uranyum ve toryum gibi radyoaktif elementler de dahildir (Kaplan, 2004). Bu kaynakların kullanımı, iklim değişikliği ve çevresel kirlilik gibi ciddi sorunlara sebep olarak gösterilmektedir.

Petrol, yoğunluğu 0.80 ile 0.95 arasında değişen, kendine özgü bir kokuya sahip, koyu renkli ve hidrokarbonlardan oluşan doğal bir mineral yağ olarak tanımlanır. İlk keşfedildiğinde, kayalar arasından sızan yağlar şeklinde bulunduğu için, Latince "*Petra*" (kaya) ve "*Oleum*" (yağ) kelimelerinin birleşiminden bu adı almıştır. Bitki ve hayvan kalıntılarının milyonlarca yıl boyunca yüksek basınç ve sıcaklık altında geçirdiği kimyasal reaksiyonlar sonucunda oluşan bir yakıttır (Speight ve Arjoon, 2012).

Kömür, çeşitli oranlarda organik ve inorganik bileşenler içeren, kimyasal ve fiziksel özellikleri farklılık gösterebilen, biyolojik ve jeolojik süreçlerle oluşmuş tortul bir kayadır. Yapısının temelini organik ve inorganik olmak üzere iki ana bileşen oluşturur (Uzun, 2002).

Doğal gaz, diğer fosil yakıtlar gibi, bitki ve hayvan kalıntılarının milyonlarca yıl boyunca yüksek basınç ve sıcaklık altında geçirdiği kimyasal reaksiyonlar sonucunda oluşan hidrokarbon temelli bir yakıttır. Renksiz ve kokusuz bir yapıya sahiptir (Günaydın, 2020). Isıtma, elektrik üretimi ve endüstriyel amaçlara kullanılan doğal gaz, fosil yakıtlar arasında daha düşük karbon emisyonuna sahiptir. Bu nedenle, enerji geçiş sürecinde geçiş enerjisi olarak kullanılmaktadır. Gelecekteki alternatifi ise hidrojen enerjisi olarak görülmektedir.

Nükleer enerji, atom çekirdeğinde gerçekleşen çeşitli reaksiyonlar sonucunda açığa çıkan yüksek enerjili bir enerji türüdür. Bu enerji, atom çekirdeğinin parçalanması (filyon) veya çekirdeklerin birleşmesi (füzyon) gibi süreçlerle elde edilir. Atom çekirdeğinde meydana gelen bu değişimler, oldukça büyük bir enerji gücünün ortaya çıkmasını sağlar (Doğanay ve Coşkun, 2023).

Enerji yoğunluğu, bir ülke veya bölgenin belirli bir birim GSYH üretmek için ne kadar enerjiye ihtiyaç duyduğunu gösteren bir enerji verimliliği ölçütüdür (UNSD, 2021). Düşük enerji yoğunluğu, enerji kaynaklarının verimli kullanıldığını ve ekonomik etkinliği gösterir.

Karbon ayak izi, insan faaliyetlerinin karbondioksit cinsinden ölçülen ve üretilen sera gazı miktarı açısından çevreye verdiği zararın ölçüsüdür (Bekiroğlu, 2011). Karbon ayak izinin azaltılması, çevresel sürdürülebilirliğin sağlanmasında önemli bir adımdır.

Karbon yakalama ve depolama, yaklaşık 50 yıllık geçmişiyle başlangıçta fosil yakıtların sondajında verimliliği artırıcı bir araç olarak kullanılmıştır. Ancak, atmosferdeki karbondioksitin yakalanması ve sera gazı emisyonlarının azaltılmasına sağladığı katkılar, bu teknolojilere olan ilgiyi giderek artırmıştır (TSKB, 2023). Karbon yakalama ve depolama, fosil yakıtlara dayalı enerji üretiminin çevresel etkilerini azaltmayı amaçlar.

Küresel enerji talebi, son on yılda %15 oranında artış göstermiştir (IEA, 2024). Bu önemli artış, enerji sektöründeki dönüşümün hızını ve kapsamını yansıtmaktadır. Artış büyük ölçüde gelişmekte olan ekonomilerdeki sanayi büyümesi ve nüfus artışına dayandırılmıştır (IEA, 2022). Bu durum, enerji talebinin coğrafi dağılımının değiştiğini ve gelişmekte olan ülkelerin enerji piyasalarında daha büyük bir rol oynamaya başladığını göstermektedir. Bu artış, dünya ekonomilerinin büyümesi ve enerjiye olan artan ihtiyaçla paralel olarak gerçekleşmiştir. Dikkat çekici bir şekilde, bu artışın yaklaşık %40'ı yenilenebilir enerji, nükleer enerji gibi temiz enerji kaynakları ile karşılanmıştır (IEA, 2024). Temiz enerji kaynaklarının bu denli büyük bir pay alması, sürdürülebilir enerji politikalarının bu yönde geliştiğini göstermektedir.

Yenilenebilir enerji kapasitesi, 2022 yılında küresel enerji arzında belirgin bir rol oynamış, 1 TW'yi aşmıştır (IRENA, 2022). IRENA'nın verilerine göre, 2022'deki yeni enerji kapasitesinin büyük bir kısmı yenilenebilir enerjiye dayanmaktadır (IRENA, 2022). 2022 yılında küresel fotovoltaik kapasitesindeki artış 1 TW'yi aşmış ve bu artış üretim kapasitesinin %56'sını oluşturmaktadır (Haegel ve Kurtz, 2023). Bu veriler, güneş enerjisinin enerji sektöründeki hızlı yükselişini net bir şekilde ortaya koymaktadır. Çizelge 3.1 incelendiğinde, rüzgâr enerjisinin de önemli bir paya sahip olduğu ve net kapasite artışında %19.8'lik bir orana ulaştığı görülmektedir. Hidroelektrik, biyokütle ve jeotermal enerji kaynakları da küresel enerji üretimine kayda değer katkılar sağlamaktadır. Buna karşılık, fosil yakıtların ve nükleer enerjinin toplam enerji

üretimindeki payı azalmakta olup, yenilenebilir enerji kaynaklarının yükselişiyle enerji sektöründe bir dönüşüm yaşanmaktadır.

Çizelge 3.1. Kaynaklara göre elektrik üretimi (EMBER, 2023)

Teknoloji	Üretilen Elektrik (TWh)	Elektrik (%)	Kapasite (GW)	Kapasite (%)	Net Artış (GW)	Net Artış (%)
Fosil	17,677	61.2%	4,490	54.6%	54	14.4%
Nükleer	2,679	9.3%	394	4.8%	5	1.3%
Hidro	4,334	15.0%	1,219	14.8%	24	6.4%
Rüzgâr	2,105	7.3%	899	10.9%	74	19.8%
Güneş	1,323	4.6%	1,053	12.8%	210	56.1%
Biyokütle-Jeotermal	777	2.7%	164	2.0%	7	1.9%

2023 itibarıyla küresel enerji arzındaki fosil yakıtların payı, 2013 yılındaki %82 seviyesinden %80'e düşmüştür. Bu dönemde enerji talebi %15 artmış ve bu artışın %40'ı temiz enerji kaynakları ile karşılanmıştır (IEA, 2024). Fosil yakıtların payındaki bu azalma, enerji sektöründe yaşanan dönüşümün ve düşük karbonlu enerji kaynaklarına geçişi destekler yöndedir. Bu trendin devam etmesi, küresel emisyonların azaltılmasında kritik bir rol oynayacaktır.

Gelişmiş ekonomilerde enerji talebi yıllık ortalama %0.5 azalırken, gelişmekte olan ekonomilerde talep %2.6 oranında artmıştır (IEA, 2024). Bu çarpıcı fark, gelişmiş ülkelerde enerji verimliliği ve teknolojik ilerlemelerin enerji tüketimini azaltırken, gelişmekte olan ülkelerde ekonomik büyüme ve altyapı gelişiminin enerji talebini artırdığını göstermektedir. Bu fark, gelişmiş ülkelerin enerji verimliliğini artırırken, gelişmekte olan ülkelerin sanayi ve nüfus artışıyla birlikte enerji ihtiyacının yükselmesinden kaynaklanmaktadır. 2022'de yenilenebilir enerji yatırımları %16 artarak 499 milyar dolara ulaşmıştır. Güneş Fotovoltaik (PV) sistemlerine yapılan yatırımlar, toplam yenilenebilir enerji yatırımlarının %60'ını oluşturmaktadır (Jaeger-Waldau, 2023). Bu yoğun yatırım akışı, yenilenebilir enerjinin finansal olarak da cazip hale geldiğini ve yatırımcıların ilgisini çektiğini göstermektedir. Bu, nüfus artışı, sanayi üretimindeki genişleme ve artan ekonomik büyümeden kaynaklanmaktadır (IEA, 2024).

Yenilenebilir enerji kaynakları 2023 itibarıyla küresel enerji talebindeki büyümenin büyük kısmını karşılamaktadır (IEA, 2024). Bu durum, temiz enerji

teknolojilerinin artık ana akım enerji kaynaklarıyla rekabet edebilecek düzeye geldiğini göstermektedir. Güneş ve rüzgâr enerjisi gibi yenilenebilir kaynakların hızlı büyümesi, enerji üretiminde temiz teknolojilere olan geçişin hız kazandığını göstermektedir. MIT Energy Initiative tarafından yapılan bir çalışmada, yenilenebilir enerji teknolojilerindeki inovasyonların maliyetleri düşürdüğü ve enerji geçişini hızlandırdığı ve özellikle, enerji depolama teknolojilerinin rüzgâr ve güneş gibi yenilenebilir enerji kaynaklarını daha ekonomik ve verimli hale getirdiği, bu sayede enerji sistemlerinin karbonsuzlaştırılmasında önemli bir rol oynadığı belirtilmektedir (MIT Energy Initiative, 2022). Bu maliyet düşüşleri, yenilenebilir enerjiyi daha erişilebilir ve çekici hale getirmektedir. Yenilenebilir enerji kaynaklarının maliyeti, özellikle güneş ve rüzgâr enerjisinde önemli ölçüde düşmektedir. 2030 yılına kadar küresel ölçekte güneş enerjisi maliyetinin kilovat saat başına 0.03 ABD dolarının altına düşmesi, 2040 yılına kadar ise 0.02 ABD dolarının altına inmesi beklenmektedir. Şu anda ise güneş enerjisinin küresel ortalama maliyeti kilovat saat başına yaklaşık 0.057 ABD dolarıdır (Rozon ve ark., 2023). Bu durum, fosil yakıtlara kıyasla önemli bir avantaj sağlar. Özellikle güneş ve rüzgâr enerjisi yatırımları hız kazanmış, 2023 yılında 560 Gigavat (GW) yeni yenilenebilir enerji kapasitesi devreye alınmıştır ve bunun %60'ı Çin tarafından gerçekleştirilmiştir (IEA, 2024). Çin'in bu alandaki liderliği, ülkenin sürdürülebilir enerji hedeflerine olan kararlılığını ve yenilenebilir enerji teknolojilerinde küresel bir lider olma arzusunu yansıtmaktadır. Çin, yenilenebilir enerji kurulu kapasitesinde liderliği sürdürmektedir. 2021'de Çin'in toplam güneş enerji kapasitesi 250 GW'a ulaşmıştır. Bu, küresel toplam güneş enerjisi kapasitesinin yaklaşık üçte birine karşılık gelmektedir (Zhang, 2023). Küresel enerji piyasalarında Çin'in etkisinin ne kadar büyük olduğu buradan anlaşılabilir.

Fosil yakıt talebinin 2030'dan önce zirve yapması beklenmektedir (IEA, 2024). Bu öngörü, küresel enerji sektörünün dönüşümünün hızlandığını ve fosil yakıtların giderek yerini yenilenebilir enerji kaynaklarına bıraktığını göstermektedir. Bu, fosil yakıtların uzun vadede talebinin azalacağı beklentisiyle uyumludur. Petrol talebindeki artış hızla yavaşlarken, kömür talebi sürekli olarak düşüş göstermektedir (IEA, 2024). Bu trend, küresel karbon emisyonlarının azaltılması hedefiyle de uyumludur. Kömürün çevresel etkileri ve alternatif enerji kaynaklarının yaygınlaşması, kömür talebinin azalmasına neden olmaktadır. IPCC raporlarına göre, enerji sektörü, karbon emisyonlarının en büyük kaynaklarından biri olup, yenilenebilir enerjiye geçiş emisyon azaltımı için kritik önemdedir. İklim değişikliği ile mücadelede karbon yakalama ve depolama teknolojileri giderek daha önemli hale gelmektedir (IPCC, 2021). Ancak,

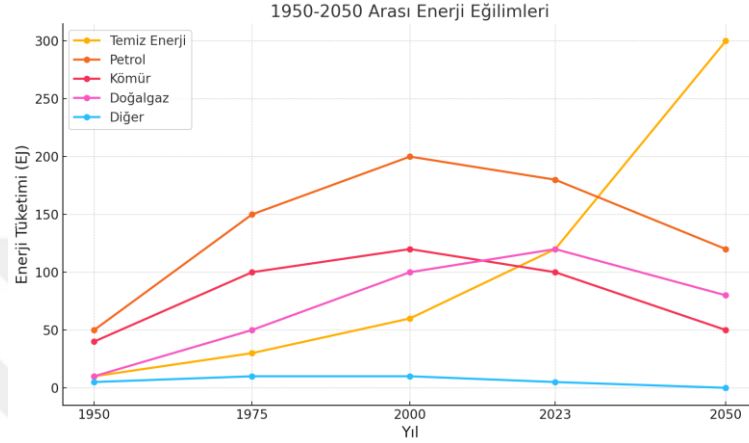
karbon yakalama teknolojilerinin yaygınlaşması için hala ekonomik ve teknik engeller bulunmaktadır. Karbon yakalama ve depolama teknolojileri, 2022 itibarıyla küresel çapta 30'dan fazla büyük ölçekli projeyle uygulanmakta ve toplam karbon yakalama kapasitesi 42.58 milyon ton/yıl olarak belirtilmektedir (Global CCS Institute, 2022). Bu rakamlar umut verici olsa da, emisyonların daha hızlı ve etkili bir şekilde azaltılması için yaygınlaşmanın artması gerekmektedir.

Doğal gaz talebi ise dalgalı bir seyir izlemekte olup, özellikle sıvılaştırılmış doğal gaz (LNG) ihracat kapasitesindeki artışla desteklenmektedir (IEA, 2024). Doğal gaz, fosil yakıtlar arasında daha temiz bir seçenek olarak görülmekte ve bu nedenle enerji geçişi sürecinde 'köprü yakıt' olarak adlandırılmaktadır. 2023–2035 döneminde küresel doğal gaz talebinde sadece %2.5 oranında büyüme beklenmektedir (IEA, 2024). Bu büyüme, bazı bölgelerde doğal gazın enerji güvenliğini sağlamada önemli bir rol oynamasından kaynaklanmaktadır. Ancak temiz enerjiye geçiş süreci hızlandıkça bu talebin stabil seyredip düşüş yaşaması beklenmektedir (IEA, 2024). Uzun vadede, doğal gazın da fosil yakıt kategorisinde olduğu ve emisyon hedeflerine ulaşmak için yenilenebilir enerji kaynaklarına tam bir geçiş gerekmektedir.

Elektrik talebi, küresel enerji talebinden çok daha hızlı bir şekilde artmaktadır (IEA, 2024). Bu hızlı artış, elektrifikasyonun enerji sektörünün merkezine yerleştiğini göstermektedir. Elektrik talebi, modern yaşamın vazgeçilmez bir parçası olarak büyümeye devam etmektedir. Özellikle soğutma, elektrikli araçlar ve veri merkezleri gibi alanlarda talep artışı öngörülmektedir. Elektrikli araçların yaygınlaşması, ulaşım sektörünün de elektrik talebine önemli bir katkı sağlayacağını göstermektedir. Elektrik kullanımının büyümesinde soğutma, elektrikli araçlar ve veri merkezleri gibi yeni talepler etkili olmaktadır. 2023-2030 yılları arasında dünya çapında elektrik talebi, her yıl Japonya'nın mevcut elektrik kullanımına eşdeğer bir miktarda artış göstermesi beklenmektedir. Bu artış, enerji altyapısının yenilenmesi ve genişletilmesini gerektirmektedir. Bu da önemli yatırımların yapılmasını ve enerji şebekelerinin modernleştirilmesini zorunlu kılmaktadır. Elektriğin toplam enerji tüketimindeki payının 2050'ye kadar üç katına çıkacağı öngörülmektedir (IEA, 2024). Bu durum, elektrik üretiminde yenilenebilir enerji kaynaklarının daha da önem kazanacağını işaret etmektedir. Yenilenebilir enerji kullanımının artması, karbon emisyonlarının azaltılmasında kritik bir rol oynayacaktır. Ancak, bu dönüşümün başarılı olabilmesi için

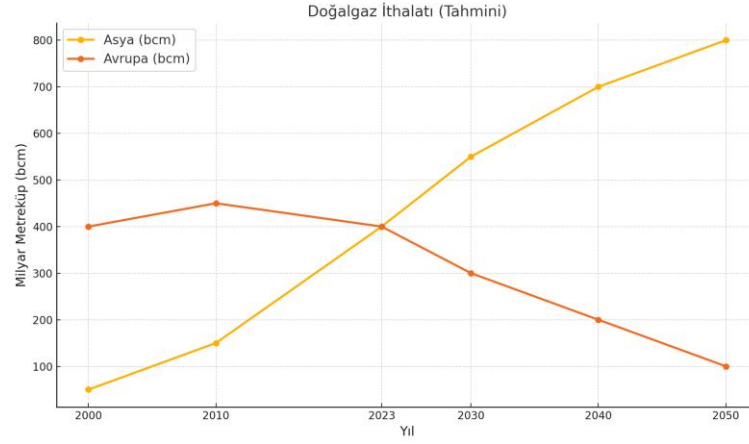
enerji depolama teknolojilerinin geliştirilmesi ve şebeke entegrasyonunun iyileştirilmesi gerekmektedir.

2050'ye kadar olan küresel enerji tüketim öngörüsü Şekil 3.1'de gösterilmiştir. Bu öngörüler, enerji talebinin artmaya devam edeceğini ancak enerji kaynaklarının bileşiminde önemli değişiklikler olacağını göstermektedir. Özellikle, yenilenebilir enerji kaynaklarının payının hızla artacağı ve fosil yakıtların payının azalacağı beklenmektedir.



Şekil 3.1. Küresel enerji tüketim öngörüsü (IEA, 2024)

Rusya-Ukrayna savaşı ve Orta Doğu'daki çatışmalar, enerji güvenliği risklerini artırmaktadır (IEA, 2024). Bu tür jeopolitik istikrarsızlıklar, enerji arzını etkileyerek fiyat dalgalanmalarına ve tedarik kesintilerine yol açabilir. LNG ihracat kapasitesindeki artış ve petrol üretimindeki yedek kapasite, arz kesintileri durumunda bir alternatif sağlamaktadır (IEA, 2024). Ancak bu çözümler, kısa vadeli rahatlama sağlasa da, enerji güvenliği sorununu tamamen çözmemektedir. Bu tür stratejiler, enerji piyasalarındaki dalgalanmalara karşı daha dirençli olunmasını mümkün kılmaktadır. Ancak, bu tür alternatifler jeopolitik risklerin tamamen ortadan kalkmasını garanti etmemektedir (IEA, 2024). Yenilenebilir enerji kaynaklarının yerel olarak üretilebilmesi, enerji güvenliğini artırmada önemli bir avantaj sağlamaktadır. Özellikle Asya ülkelerinin artan petrol ve doğal gaz ithalat bağımlılığı hassas bir durum olarak göze çarpmaktadır (IEA, 2024). Asya'nın enerji talebindeki hızlı artış, küresel enerji piyasalarında önemli bir etkiye sahiptir. Bu bölgedeki enerji politikaları, küresel enerji dengelerini etkilemektedir. Şekil 3.2'de görüldüğü üzere Asya ülkelerinin doğal gaz talebinin ciddi seviyede artması beklenmektedir. Bu durum, bölgenin enerji güvenliği ve sürdürülebilirlik hedefleri açısından önemli zorluklar ve fırsatlar sunmaktadır.

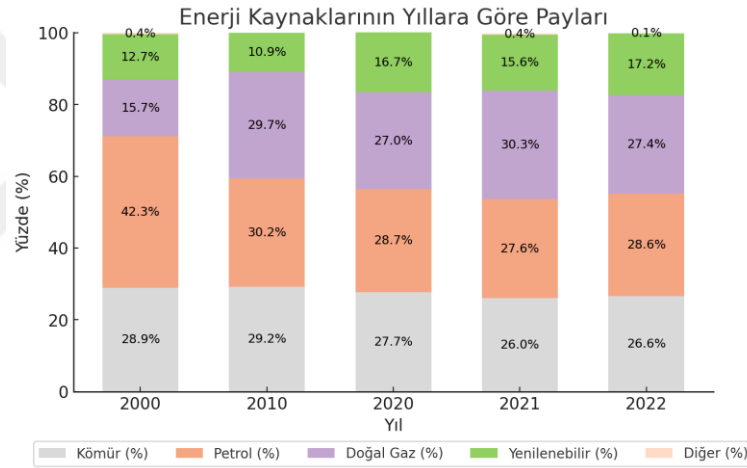


Şekil 3.2. Doğal gaz ithalatı öngörüsü (IEA, 2024)

3.1.3. Türkiye'nin enerji tüketimi

Son yıllarda Türkiye, enerji sektörü açısından önemli dönüşümlere sahne olmuştur. Türkiye'nin toplam enerji talebi son yıllarda istikrarlı bir artış göstermiştir. Bu artış, küresel enerji trendleri ve Türkiye'nin ekonomik büyüme dinamikleriyle paralel ilerlemektedir. Özellikle 2000–2020 yılları arasında yıllık elektrik enerjisi talebi dünyada ortalama %3 artış gösterirken, Türkiye'de bu oran yaklaşık %4.5 olarak gerçekleşmiştir (2022 Yılı Cumhurbaşkanlığı Yıllık Programı Enerji Sektörü Özet Raporu). Ayrıca, Gayrisafi Yurt İçi Hasıla (GSYH) büyümesi ile enerji tüketimi arasında uzun vadeli bir ilişki bulunmaktadır (Demirtaş ve Baş, 2023). Enerji tüketiminde bu artış, ülkenin ekonomik büyümesi, nüfus artışı ve sanayileşme süreçleriyle doğrudan ilişkili olduğu şeklinde yorumlanabilir. Bu süreçte, enerji verimliliği politikalarının ve teknolojik yeniliklerin rolü ve teşviki de göz ardı edilmemelidir. Türkiye'nin enerji arzında yenilenebilir enerji kaynaklarının payı son yıllarda önemli bir artış göstermiştir. 2022 yılında birincil enerji arzında yenilenebilir enerjinin payı %17.2 olarak gerçekleşmiştir. Ayrıca, 2022 yılında toplam nihai enerji tüketimi 120.4 Milyon Ton Eşdeğer Petrol (Mtep) olarak kaydedilmiştir (Türkiye Enerji Dönüşümü Görünümü SHURA, 2023). 2000 ve 2022 arası birincil enerji arzında fosil yakıtların dağılımı Şekil 3.3'te gösterilmiştir. 2000 yılında enerji arzında fosil yakıtların toplam payı %87.3 gibi oldukça yüksek bir seviyedeysen, yenilenebilir enerji kaynaklarının payı yalnızca %12.7 düzeyindeydi. Bu dönemde petrol %42.3 ile en büyük paya sahip enerji kaynağıydı. 2010 yılına gelindiğinde doğal gazın payı artarak %29.7'ye ulaşırken, petrol ve kömürün payında hafif bir azalma gözlenmiştir. Ancak yenilenebilir enerji kaynaklarının payı %10.9 ile bir miktar gerilemiştir ve doğal gazın payı 2000 yılına göre ciddi artmıştır. Bunun sebebi doğal gaz dağıtımının özelleştirilmesi, Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu

(EPDK)'nın kurulması sonucunda doğal gazın Türkiye genelinde daha yaygınlaşmaya başlaması şeklinde yorumlanabilir. 2020 yılına gelindiğinde yenilenebilir enerji kaynaklarının payı %16.7'ye yükselmiş, temiz enerjiye geçişin başladığını işaret etmiştir. Ancak fosil yakıtların toplam payı hâlâ %83.3 gibi yüksek bir seviyededir. 2021 ve 2022 yıllarında yenilenebilir enerji kaynaklarının payı artış göstermeye devam etmiş, 2022 yılında %17.2'ye ulaşmıştır. Bu artış, politika yapıcılarının yenilenebilir enerjiye yönelik teşvik politikalarının ve uluslararası iş birliklerinin bir sonucudur. Ancak buna rağmen fosil yakıtlar toplam enerji arzında %82.8 ile baskın olmaya devam etmektedir. Türkiye'nin enerji arzında yenilenebilir enerji kaynaklarının payında artış gözlenmektedir. Ancak fosil yakıtların hâlâ enerji arzında çok büyük bir yer tutması, enerji arzında sürdürülebilirlik, dışa bağımlılık ve karbon emisyonları konusu açısından önemli bir sorun olmaya devam etmektedir.



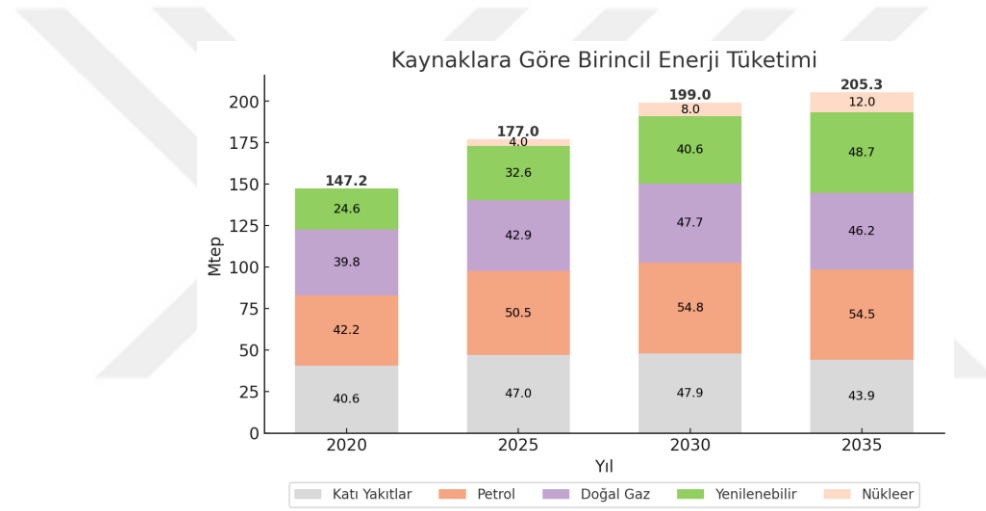
Şekil 3.3. 2000 yılından itibaren Türkiye'nin birincil enerji arzının kaynak bazlı dağılımı (SHURA Enerji Dönüşüm Merkezi, 2023)

Türkiye'nin enerji tüketimi, bölgesel ekonomik faaliyetler ve nüfus yoğunluğuna bağlı olarak farklılık göstermektedir. Özellikle Marmara Bölgesi, sanayi ve ticaretin yoğun olduğu bir bölge olarak, enerji tüketiminde öne çıkmaktadır. 2019 yılında yapılan bir çalışmada, Türkiye'nin 12 bölgesi arasındaki enerji tüketimi karşılaştırılmış ve Marmara Bölgesi'nin enerji tüketiminin, Doğu Anadolu Bölgesi'ne kıyasla anlamlı derecede yüksek olduğu belirlenmiştir. Bu farklılık, bölgesel ekonomik faaliyetlerin yoğunluğundan kaynaklanmaktadır (Şenel ve Özcan, 2020). Türkiye'nin yenilenebilir enerji hedefleri doğrultusunda hayata geçirdiği Yenilenebilir Enerji Kaynak Alanları (YEKA) modeli, bu alandaki yatırımları teşvik etmeyi sürdürmektedir. YEKA projeleri, hem yerli üretimi desteklemekte hem de teknolojik bağımsızlığı desteklemektedir.

Türkiye'nin yenilenebilir enerji kapasitesi 2023 yılında önemli bir artış göstermiştir. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı'nın verilerine göre, 2023 yılında toplam kurulu güç 2,858 MW artarak 106,668 MW seviyesine ulaşmıştır. Bu artışın neredeyse tamamı yenilenebilir enerji kaynaklarından sağlanmıştır. Özellikle güneş enerjisi alanında kayda değer bir büyüme yaşanmıştır. 2023 yılı sonunda 11,316 MW olan güneş enerjisi kurulu gücü, 2024 yılı Şubat ayı sonunda 12,425 MW'a yükselmiştir. Bu, iki ayda 1,109 MW'lık bir artış anlamına gelmektedir. Rüzgâr enerjisi kurulu gücü de artış göstermiştir. 2023 yılı sonu itibarıyla rüzgâr enerjisi kurulu gücü 11.8 GW seviyesine ulaşmıştır (Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, 2024). Bu veriler, Türkiye'nin yenilenebilir enerji kapasitesindeki artışın büyük ölçüde güneş ve rüzgâr enerjisi yatırımlarından kaynaklandığını göstermektedir.

Türkiye'nin enerji stratejileri, enerji güvenliğini artırmaya yönelik tedbirlerle şekillenmektedir. Özellikle enerji arz güvenliğinin sağlanması için doğal gaz depolama kapasitesinin artırılması ve enerji ithalat bağımlılığının azaltılması üzerinde durulmaktadır. 2024 Ocak ayı itibarıyla doğal gaz ithalatında boru gazının payı %68, LNG'nin payı %32 olmuştur. Türkiye'nin toplam doğal gaz ithalatının %42.66'sı Rusya'dan, %16.02'si ABD'den, %13.47'si Azerbaycan'dan ve %13.36'sı İran'dan sağlanmıştır (GAZBİR, 2024). Bu çeşitlendirme, Türkiye'nin enerji tedarikindeki riskleri azaltma stratejisinin bir parçası şeklinde yorumlanabilir. Aynı dönemde Sakarya Doğal Gaz Üretim Sahası'nın kademeli devreye alınması ile elde edilen üretim, 2023'e göre %196 artışla 116 milyon m³ seviyesine ulaşmıştır. Türkiye'nin elektrik talebi, ekonomik büyüme ile doğrudan ilişkilidir. Elektrik tüketimi, 1990-2022 döneminde kişi başına %250'den fazla artış göstermiştir. Ancak bu artışa rağmen, Türkiye'nin kişi başına elektrik tüketimi halen orta gelirli ülkelerin ortalamasının altındadır. Şekil 3.4'e göre 2020 yılında toplam birincil enerji tüketimi 147.2 Mtep olarak gerçekleşmiş ve en büyük pay kömür (katı yakıtlar, %27.6) ve petrol (%28.7) gibi fosil yakıtlara ait olmuştur. Yenilenebilir enerji kaynaklarının payı %16.7 (24.6 Mtep) seviyesindeyken, doğal gaz payı %27 (39.8 Mtep) olmuştur. 2025 yılına gelindiğinde enerji tüketiminin 177 Mtep'e çıkması beklenmekte, bu süreçte yenilenebilir enerji kaynaklarının payında artış öngörülmektedir. Ancak fosil yakıtlar hâlâ toplam tüketimde baskın paya sahiptir. Bu dönemde petrol %28.5, gaz %24.2, kömür ise %26.6 oranında yer almaktadır. 2030 yılında toplam enerji tüketimi 199 Mtep'e ulaşacak ve yenilenebilir enerji kaynaklarının payı %20.4'e yükselecektir (40.6 Mtep). Bu dönemde nükleer enerjinin de sisteme %4 oranında (8 Mtep) katkı sağlaması beklenmektedir. Nükleer enerji, düşük karbon salınımı ile enerji

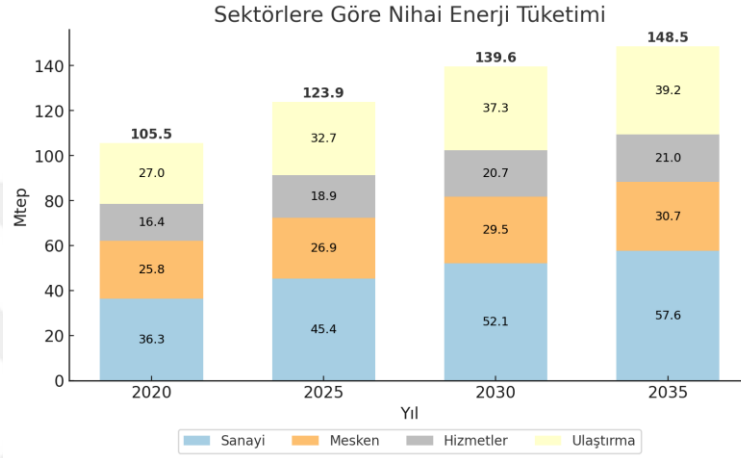
çeşitliliğini artırmada önemli bir rol oynayabilir. Ancak kömür (%27.5), petrol (%27.5) ve gaz (%24.0) gibi fosil yakıtlar toplamda %79 oranında enerji tüketiminde hâkimiyetini sürdürecektir. 2035 yılında toplam enerji tüketiminin 205.3 Mtep'e çıkacağı öngörülmekte ve yenilenebilir enerji kaynaklarının payı %23.7'ye ulaşarak (48.7 Mtep) en büyük büyüme oranını göstermektedir. Nükleer enerji ise %5.8'lik bir paya (12.0 Mtep) sahip olacaktır. Buna rağmen, fosil yakıtların toplamda %73.5'lik bir pay ile enerji tüketiminde baskın olmaya devam edeceği görülmektedir. Ayrıca, enerji yoğunluğunun %35.3 azalması ve elektrik enerjisinin nihai enerji tüketimi içindeki payının %24.9 oranına erişmesi öngörülmektedir. Bu durum Türkiye'nin enerji arzında yenilenebilir ve nükleer enerjinin önem kazanacağını, ancak fosil yakıtların hâlâ kritik bir yer tutacağını göstermektedir.



Şekil 3.4. Kaynaklara Göre Birincil Enerji Tüketimi (Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, 2022)

Şekil 3.5'te 2035 yılına kadar projeksiyonu yapılan sektörler için nihai enerji tüketimi gösterilmiştir. 2020 yılında toplam enerji tüketimi 105.5 milyon ton eşdeğer petrol (Mtep) olarak gerçekleşmiştir. En büyük pay %34.4 ile sanayi sektörüne aittir, onu ulaştırma (%24.5), mesken (%25.8) ve hizmetler (%15.5) sektörleri takip etmektedir. 2025 yılında toplam enerji tüketiminin 123.9 Mtep'e yükselmesi öngörülmektedir. Sanayi sektörü, %36.6 ile enerji tüketimindeki ağırlığını artırmaya devam ederken, ulaştırma (%26.9), mesken (%26.5) ve hizmetler (%15.3) benzer oranlarda büyüme göstermektedir. 2030 yılına gelindiğinde toplam enerji tüketimi 139.6 Mtep'e ulaşacaktır. Sanayi sektörü %37.3 ile en yüksek tüketim payına sahip olmaya devam ederken, diğer sektörlerde de düzenli artış görülmektedir. 2035 yılında toplam enerji tüketiminin 148.5 Mtep olacağı tahmin edilmektedir. Sanayi sektörü yine en büyük paya (%38.6) sahipken, ulaştırma

(%30.7), mesken (%26) ve hizmetler (%14.1) sektörleri enerji tüketiminde önemli roller oynamaktadır. Türkiye'nin nihai enerji tüketiminde sanayi sektörü belirgin şekilde liderliğini korumaktadır. Bu durum, enerji verimliliği ve yenilenebilir enerji yatırımlarının özellikle sanayi ve ulaştırma sektörlerine odaklandığını göstermektedir. Ayrıca, enerji yoğunluğunun azalması ve elektrik enerjisinin toplam tüketim içindeki payının artması sürdürülebilirlik esaslı bir enerji stratejisi izleneceği şeklinde yorumlanabilir.



Şekil 3.5. Sektörlere Göre Nihai Enerji Tüketimi (Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, 2022)

Bölgedeki jeopolitik gelişmelerin enerji sektörü üzerindeki etkileri, Türkiye'nin enerji politikalarını çeşitlendirme ve yerli kaynaklara öncelik verme gerekliliğini daha da belirgin hale getirmiştir. Rusya-Ukrayna savaşı ve Orta Doğu'daki çatışmalar, enerji güvenliği risklerini artırmaktadır. LNG ithalat kapasitesinin artırılması, enerji depolama tesislerinin genişletilmesi ve enerji kaynaklarının çeşitlendirilmesi gibi stratejiler bu kapsamda benimsenmiştir. 2024 yılı itibarıyla günlük doğal gaz arz kapasitesi yaklaşık 450 milyon Sm³ (standart metreküp) olarak belirlenmiştir. Bunun yanı sıra, Tuz Gölü Yeraltı Depolama Tesisi gibi yatırımlar, depolama kapasitesini artırarak günlük geri üretimi 80 milyon Sm³ seviyesine yükseltecektir. Ayrıca, Trans Anadolu Doğal Gaz Boru Hattı (TANAP) ve TürkAkım gibi uluslararası projeler, Türkiye'nin bölgesel enerji ticaret merkezi olma hedefini desteklemektedir (Türkiye Doğal Gaz Meclisi, 2024). Bu projeler, Türkiye'nin enerji geçişinde bir köprü rolü oynamasına olanak tanıyacak olup, bölgesel iş birliklerini güçlendirmesini sağlayacaktır.

3.1.4. Dünya’da doğal gazın tarihçesi

Doğal gaz, çağımızın en önemli enerji kaynaklarından biri olarak kabul edilir. Ancak onun endüstriyel ve ticari anlamda yaygın kullanımı, tarihsel süreçte yavaş yavaş gelişmiştir. İlkel toplumlardan günümüze uzanan bu uzun yolculukta, doğal gazın keşfedilmesi, kullanılması ve yaygınlaşması, enerji piyasalarının dinamiklerini ve jeopolitik dengeleri köklü biçimde etkilemiştir.

Doğal gazın insanlık tarihinde bilinen en eski işaretleri, onun “kendiliğinden” yeryüzüne sızdığı ve tutuştuğu doğal alanlara dayanır. Antik Yunan, Pers ve Hint medeniyetleri gibi uygarlıklar, yer altından çıkan bu alevleri kutsal ve mistik birer güç olarak görmüş, “kutsal ateş” söylemi etrafında tapınaklar inşa etmişlerdir. Özellikle Hristiyanlık öncesi dönemde bugünkü Azerbaycan’da, doğal gaz sızıntıları etrafında kurulmuş kutsal mekânların yüzyıllar boyunca önemini koruduğu bilinmektedir (NEED Project, 2014). Bu durum, doğal gazın uzun süre sadece doğaüstü bir fenomen olarak algılandığını, ekonomik veya teknik bir kaynak olarak görülmediğini açıkça ortaya koymaktadır.

Doğal gazın pratik bir enerji kaynağı olarak kullanılmaya başlanmasının, Çin medeniyetine dayandığı düşünülmektedir. Milattan sonra ilk yüzyıllarda, Çinliler sığ kuyulardan elde ettikleri doğal gazı içi oyulmuş bambu borularla taşıyarak tuz üretiminde kullanmış, deniz suyunu buharlaştırmak için gazın ısısından faydalanmışlardır (Fiedler, 2014). Burada dikkati çeken, Doğu toplumlarının erken dönemde her ne kadar ilkel gibi gözükse de gazı yönlendirebilmesi ve kontrol altına almasıdır.

Avrupa’da doğal gazın varlığına dair ilk belgeler 17. yüzyıla kadar uzanır. 1659’da Birleşik Krallık’ta doğal gaz keşfedilmiş, aynı yüzyılda Kuzey İtalya’da elde edilen doğal gazın aydınlatma ve ısıtma amaçlı kullanıldığına dair kayıtlar vardır. Alessandro Volta’nın 1776’da doğal gazı “bataklıkların alevli havası” olarak tanımlaması ve 1795’te Lazzaro Spallanzani’nin bu kaynağı “Doğal Gaz” ismiyle anması, bu enerjinin bilimsel sınıflandırıldığını gösterir (Aktemur, 2017). Bu dönem, doğal gazın bilimsel gözlem ve kavramsallaştırma süreçlerinden geçerek, yavaş yavaş ticari uygulamalara elverişli bir enerji kaynağı olarak görülmeye başlandığı bir geçiş evresidir.

Amerika Birleşik Devletleri’nde doğal gazın tanınması 17. yüzyıla dayansa da asıl gelişim 19. yüzyılda başlamıştır. 1815’te Batı Virginia’da bir tuz madeni yakınında doğal gaz keşfedilmiş, 1820’lerde William Hart tarafından New York eyaletinde ilk ticari faaliyetler hayata geçirilmiştir. Fredonia Gas Light Company gibi şirketlerin kurulması, Amerikan doğal gaz endüstrisinin temel taşlarını atmıştır. Baltimore gibi kentlerde sokak

aydınlatması için doğal gaz kullanımı yaygınlaşmıştır (Aktemur, 2017). Bu sırada, doğal gazın uzun mesafeli iletimi en büyük sorun olarak öne çıkmaktaydı; boru hattı teknolojisi henüz gelişmemiş olduğu için kaynakların verimli taşınması mümkün değildi. 19. yüzyıl sonunda Indiana'dan Chicago'ya uzanan 193.12 km uzunluğunda hat bu alandaki ilk ciddi girişimlerden biri olsa da yüksek verim elde edilemedi (Wan Abu Bakar ve Ali, 2010). Ancak II. Dünya Savaşı sonrasında gerçekleşen teknolojik gelişmeler ve büyük ölçekli yatırım hamleleri sayesinde, doğal gaz boru hatları kıtalararası boyutlara ulaştı ve doğal gazın yayılımını hızlandırdı.

II. Dünya Savaşı'nın ardından, ABD dışında Pakistan, Sovyetler Birliği ve Kuzey Afrika'da da zengin doğal gaz kaynaklarının keşfi, küresel enerji dengelerini değiştirdi. Sovyetler Birliği, ürettiği doğal gazı Orta Asya ve Doğu Avrupa'ya ihraç ederek bölgesel enerji akışını kontrol eden güçlü bir aktör haline geldi. Hollanda'daki Groningen sahasının keşfiyle Avrupa içi ticaret arttı (Aktemur, 2017). Bu gelişme, doğal gazın küresel bir emtia haline gelmesini sağlayarak, doğal gaz zengini ülkelerin jeopolitik konumlarını güçlendirdi ve enerji diplomasisini şekillendiren bir enstrüman haline dönüştürdü. LNG teknolojisinin gelişmesiyle Kuzey Afrika, Orta Doğu ve Uzak Doğu üreticileri tankerlerle doğal gazı uzak pazarlara göndererek talebe cevap verebildiler. ABD ve Japonya bu sayede hem kaynak çeşitliliği sağladı hem de enerji güvenliğini pekiştirdi.

Tarih boyunca doğal gaz, önce doğaüstü bir fenomen, sonra lokal bir kaynak, ardından bölgesel ticari bir emtia ve en sonunda küresel bir enerji sistemi bileşeni haline geldi. Bu dönüşümde teknolojik yenilikler (boru hatları, LNG, gelişmiş kuyu açma yöntemleri), jeopolitik hamleler, endüstriyel talebin artışı ve çevresel kaygılar etkili oldu. Bugün doğal gaz, küresel enerji güvenliği tartışmalarının merkezinde ve yenilenebilir enerji kaynaklarına geçiş sürecinde bir köprü yakıt konumundadır. Bir zamanlar mistik bir alev olarak görülen bu kaynak, artık uluslararası ticaret anlaşmalarının, yatırım stratejilerinin ve iklim politikalarının odağında yer alıyor. Modern dünyanın enerji denkleminde doğal gazın temel taşlarından biri olması, tarihsel sürecin bir tesadüf değil, yatırımların, teknolojik ilerlemelerin ve stratejik kararların bir sonucudur.

3.1.5. Türkiye'de doğal gazın tarihçesi

Türkiye'de doğal gaz ile ilk temas 1970 yılında Kırklareli'nde gerçekleşmiştir. Bu keşif, uzun yıllar Türkiye enerji politikasında belirleyici rol oynayacak bir sürecin ilk adımlarını teşkil etmiştir. Bulunan doğal gaz, aradan 6 yıl geçtikten sonra, bugün Set Çimento Sanayi ve Ticaret A.Ş. adı altında faaliyet gösteren Pınarhisar Çimento

Fabrikası'nda kullanılmıştır (Yardımcı, 2011). Bu erken dönem kullanımlar, doğal gazın henüz sınırlı bir ölçekte, sadece sanayi odaklı bir yakıt olarak değerlendirildiğini ve henüz konutlar ya da geniş kent alanları için düşünülmediğini göstermektedir.

1970'lerin ortaları, Türkiye'de doğal gaz piyasasının kurumsallaşma sürecine girdiği yıllardır. 1974 yılında, Türkiye Petrolleri Anonim Ortaklığı (TPAO) bünyesinde kurulan Boru Hatları ile Petrol Taşıma A.Ş. (BOTAS), ilerleyen yıllarda Türkiye doğal gaz piyasasının şekillenmesinde önemli rol oynayacaktır. 1975'te Mardin Çamurlu sahasında bulunan doğal gazın 1982'de Mardin Çimento Fabrikası'nda kullanılmaya başlanması, doğal gazın endüstriyel faaliyetlerdeki kullanımını perçinlemiştir (Yardımcı, 2011). Bu gelişmeler, doğal gazın ekonomide ve sanayide giderek daha fazla yer bulacağının ilk işaretleridir.

Elektrik üretiminde doğal gaz kullanımı ise ilk kez 1985 yılında Hamitabat Doğal Gaz Çevrim Santrali'nde gerçekleştirilmiştir. Bu adım, doğal gazın Türkiye enerji karışımında daha belirgin bir yer edindiğini, elektrik üretimine çeşitlilik kazandırdığını ve daha çevreci bir alternatif olarak önemini artırdığını göstermektedir. 1986 yılına kadar ülke içi tüketim, yaklaşık 750 milyon m³ seviyelerinde kalmış ve tamamen yurt içi üretimle karşılanmıştır (Yardımcı, 2011). Ancak 1986 sonrasına gelindiğinde artan talep, Türkiye'yi yurt dışı kaynaklara yöneltmiştir.

1984 yılında Sovyetler Birliği ile doğal gaz sevkiyatına yönelik çerçeve anlaşma imzalanmış, 1986'da ise 25 yıllık alım satım anlaşması hayata geçirilmiştir. Bu ithalat odaklı genişleme, Türkiye'nin doğal gaz arz güvenliğini sağlamaya yönelik ilk büyük ölçekli adımı olarak değerlendirilebilir. Bu anlaşma, doğal gazın sanayi, elektrik üretimi ve özellikle şehir şebekelerinde yaygınlaşmasına zemin hazırlamıştır. 1988 yılından itibaren Ankara'da, 1992 itibarıyla İstanbul ve Bursa'da, 1996'dan sonra ise İzmit ve Eskişehir gibi kentlerde konut ve ticari sektörlerde doğal gaz kullanımına geçilmiştir (Şahingöz ve Bulundu, 2016). Bu dönem, doğal gazın sadece sanayi ve elektrik üretimi alanında değil, aynı zamanda konutlarda ısınma ve şehir yaşam kalitesini yükseltme aracı olarak da öne çıktığı bir evredir. Özellikle hava kirliliğinin azaltılmasında doğal gazın rolü, politik ve toplumsal düzeyde olumlu karşılanmıştır.

Boru hattı altyapısının gelişimi de bu dönemde ivme kazanmıştır. Bulgaristan sınırından başlayan ve Gemlik-Bursa, Bozüyük-Eskişehir hattı üzerinden Ankara'ya uzanan 842 km'lik hat, 1988 sonbaharında devreye alınmıştır (Aktumur, 2017). Bu altyapı hamleleri, doğal gazın Türkiye genelinde daha geniş bir coğrafyaya

ulaştırılmasına imkân tanımış, enerji arz güvenliği ve bölgesel kalkınma stratejilerine önemli katkılar sağlamıştır.

1990'lı yıllarda Türkiye, doğal gaz ithalatında kaynak çeşitliliğine yönelmiş, Sovyetler Birliği'nin yanı sıra Cezayir ve Nijerya gibi ülkelerle LNG anlaşmaları yapmıştır. Bu süreçte doğal gaz piyasası genişlemiş, 1995 yılında BOTAS TPAO'dan ayrılarak ayrı bir kamu iktisadi teşebbüsü (KİT) olarak yeniden yapılandırılmıştır (Yardımcı, 2011). Bu yapılanma, piyasanın daha esnek, rekabetçi ve uluslararası standartlara uygun bir yapıya evrilmesi yönünde önemli bir adımdır.

2000'li yıllara girildiğinde, dünya genelindeki serbestleşme eğilimleri Türkiye enerji piyasasına da yansımıştır. 2001 yılında yürürlüğe giren Doğal Gaz Piyasası Kanunu ile doğal gaz piyasasının rekabete açılması, şeffaf, istikrarlı, mali açıdan güçlü bir yapı oluşturulması ve bağımsız düzenleme-denetim mekanizmalarının tesis edilmesi amaçlanmıştır. Bu düzenleme, Türkiye'nin doğal gaz piyasasında liberalleşme, özel sektör katılımının artırılması ve tüketicilere daha uygun koşullarda enerji sağlanması hedeflerinin somutlaşmış halidir. Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (EPDK) bu amaçla kurulmuş, lisanslandırma, özelleştirme, ithalat anlaşmalarının devri ve yeni dağıtım bölgelerinin özel şirketlere açılması gibi adımlar atılmıştır (Yardımcı, 2011).

Ardından gelen süreçte, yeni dağıtım bölgelerinin devreye alınması, mevcut dağıtım şirketlerinin önemli bölümünün özelleştirilmesi ve şehirlerin büyük çoğunluğunun doğal gaz altyapısına kavuşması sağlanmıştır. Buna rağmen, kaynak çeşitliliğinin artırılması, ithalatın rekabete tam olarak açılması ve BOTAS'ın pazar payının azaltılması gibi konularda ilerlemenin sınırlı kaldığı şeklinde yorumlanabilir.

Bugün gelinen noktada, Türkiye doğal gaz arzını Rusya, İran ve Azerbaycan gibi komşu ülkelerden gelen boru hatlarıyla; ayrıca Nijerya ve Cezayir gibi uzak pazarlardan LNG aracılığıyla sağlamaktadır. Tekirdağ Marmara Ereğlisi LNG Terminali, Ege Gaz A.Ş. Aliğa LNG Terminali ve TPAO'nun yer altı depolama tesisleri gibi altyapı unsurları, arz güvenliğini destekleyen önemli yatırımlardır (Egegaz A.Ş., 2023; BOTAS, 2024) Bu durum, Türkiye'nin jeostratejik konumunu kullanarak doğal gazda bir transit ülke olma çabalarını da yansıtmaktadır. Sonuç olarak, tüm bunlar, Türkiye'nin küresel enerji piyasalarına entegrasyonunun, çevresel kaygılarla desteklenen temiz enerjiye yöneliminin ve ulusal enerji güvenliğini artırma hedeflerinin somut bir yansımasıdır.

3.1.6. Doğal Gaz Dağıtım Şirketleri İçin Tüketim Öngörüsünün Önemi

Doğal gaz dağıtım şirketlerinin gelecek dönem tüketimini doğru tahmin etmesi, arz güvenliği, yatırım planlaması ve mali projeksiyonlar açısından kritik önem taşır. Yıllık gelir gereksinimi (yatırım ve işletme gideri bileşenleri) ile sistem kullanım bedelinin (SKB) belirlenmesinde kullanılan tüketim öngörüler, Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu tarafından yayımlanan tarife usul ve esaslarının temel girdisidir. İleride ortaya çıkabilecek kesintileri önlemenin yanı sıra, yeni şebeke hatları ve istasyon inşaları için ayrılacak kaynaklar bu tahminlere göre şekillenir. Ayrıca doğru öngörüler, şirketlerin bakım-onarım bütçelerini ve müşteri memnuniyeti odaklı hizmet kalitesini yükseltmelerine de yardımcı olur. Özellikle kademeli tarifelerde tüketim sapmaları, gelir dengesini ve nakit akışlarını etkilediğinden, dağıtım şirketleri açısından gerçekçi tüketim projeksiyonları hem operasyonel hem finansal sürdürülebilirliği destekler.

3.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, insan beyninin bilgi işleme süreçlerinden esinlenen, bilgisayarlar da bilgi işlemek için tasarlanmış yapılar olarak tanımlanır. YSA'lar, birbirine yüksek derecede bağlı işleme birimlerinden (nöronlar) oluşur ve belirli problemleri çözmek için öğrenme yetenekleri sayesinde kendilerini geliştirebilirler. YSA'ların temel amacı, karmaşık veri setlerini analiz etmek, desenleri tanımak, sınıflandırma yapmak ve tahminlerde bulunmaktır (Hecht-Nielsen, 1990; Schalkoff, 1997).

3.2.1. Tanımlar

Yapay sinir ağlarının en temel yapı taşlarından biri olan nöron, biyolojik sinir sistemindeki nöronların işlevini taklit eder. Bir yapay nöron, bir veya daha fazla girdi alır, bu girdileri belirli ağırlıklarla çarpar ve toplar. Toplam sinyal, bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek bir çıktı üretilir. Bu süreç, nöronun aldığı bilgiyi işler ve sonraki katmana iletir (Hecht-Nielsen, 1990; Schalkoff, 1997).

Bir sinir ağında her girdi, nöronun ağırlığı ile çarpılır. Ağırlıklar, sinyalin nöron üzerindeki etkisini belirler ve öğrenme sürecinde ayarlanır. Ağırlıkların doğru bir şekilde ayarlanması, ağın doğru çıktılar üretmesini sağlar (Zupan ve Gasteiger, 1993).

Gradyan, modelin parametrelerinin hata fonksiyonuna göre türevlerinin toplamıdır. Bu vektör, eğitim sırasında hangi yönde ve ne kadar güncelleme yapılması gerektiğini belirler (Pascanu ve ark., 2012).

Epok, bir eğitim döngüsünde tüm eğitim verilerinin yapay sinir ağı tarafından işlendiği süreçtir. Her epok sonunda ağın ağırlıkları güncellenir (Rumelhart ve ark., 1986).

Yapay sinir ağlarında toplama fonksiyonları, hücre içindeki girişlerin bir araya getirilerek toplam sinyal değerinin hesaplanmasını sağlar. Bu fonksiyonlar arasında ağırlıklı toplam, çarpım, maksimum, minimum ve artan toplam gibi türler yer alır (Sussner, 2003; Cui ve ark., 2022). Kullanılan toplama fonksiyonları Çizelge 3.2’de verilmiştir.

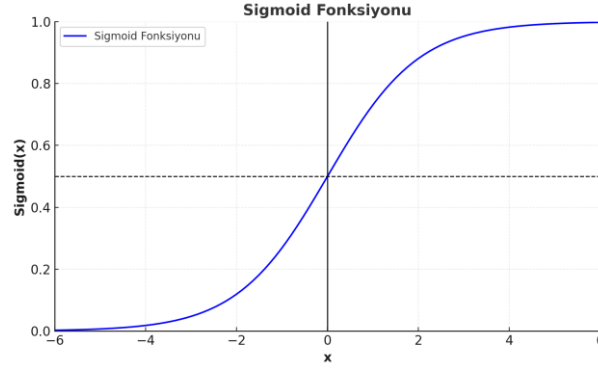
Çizelge 3.2. Toplama fonksiyonları (Sussner, 2003; Cui ve ark., 2021)

Fonksiyon Adı	Fonksiyon	Açıklama
Ağırlıklı Toplam	$NET = \sum x_i \cdot w_i$	Girdiler ve ağırlık değerleri çarpılır. Hesaplanan değerler birbirine eklenir.
Çarpım	$NET = \prod x_i \cdot w_i$	Girdiler ve ağırlık değerleri çarpılır. Hesaplanan değerler birbiriyle çarpılır.
Maksimum	$NET = \text{Max}(x_i \cdot w_i)$	Girdiler ve ağırlık değerleri çarpılır. Hesaplanan en yüksek değer alınır.
Minimum	$NET = \text{Min}(x_i \cdot w_i)$	Girdiler ve ağırlık değerleri çarpılır. Hesaplanan en düşük değer alınır.
Artan Toplam	$NET_k = NET_{k-1} + \sum x_i \cdot w_i$	Ağırlıklı toplam hesaplanır. Önceki ağırlıklı toplam değeri de hesaplama katılır.

3.2.2. Aktivasyon fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonu, bir yapay nöronun aldığı girdi sinyallerinin doğrusal (lineer) bir kombinasyonunu işleyerek, bu girdiyi doğrusal olmayan bir çıktıya dönüştüren bir fonksiyondur. Geleneksel olarak bir nöronun çıktısı, girişlerin ağırlıklı toplamına bir aktivasyon fonksiyonu uygulanmasıyla elde edilir. Böylece, ağırlık ifade gücü artar ve doğrusal modellerle temsil edilemeyen karmaşık fonksiyonları yaklaştırmak mümkün hale gelir (Bishop, 1995; Goodfellow ve ark., 2016; LeCun ve ark., 2015; Schmidhuber, 2014). Literatürde çok sayıda aktivasyon fonksiyonu kullanılmış ve geliştirilmiş olup, en yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonları sigmoid, hiperbolik tanjant ve ReLU şeklindedir. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu, gerçek sayılar eksenini 0 ile 1 arasına sıkıştıran S-şekilli bir fonksiyondur (Şekil 3.6; Denklem 3.1; Haykin, 1994). Bu fonksiyon, özellikle erken dönem yapay sinir ağı literatüründe çokça kullanılan bir fonksiyonudur. Heaviside adım fonksiyonunun yumuşatılmış bir versiyonu olarak değerlendirilmektedir (Rosenblatt, 1958). Bununla birlikte, sigmoid fonksiyonun türevleri büyük girdilerde çok küçük değerlere yaklaşır, bu da geri yayılım hesaplamalarında vanishing gradient sorununa neden olduğu belirtilmektedir (Goodfellow ve ark., 2016). Yani büyük pozitif ve negatif girdilerde eğim neredeyse 1’e

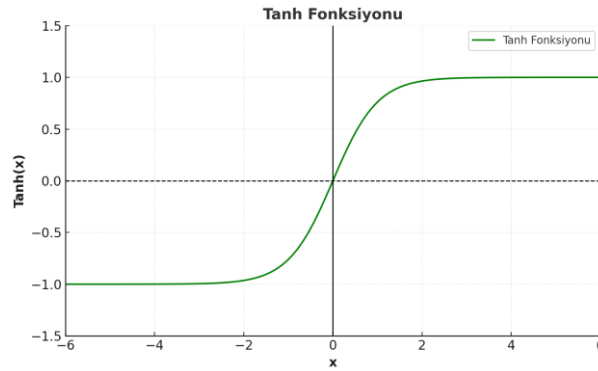
veya 0'a yakınsar, bu durumda ise eğim çok küçük olur ve çıktı üzerinde neredeyse hiçbir etkide bulunmaz.



Şekil 3.6. Sigmoid fonksiyonu

$$f_{\text{sigmoid}}(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (3.1)$$

Hiperbolik tanjant fonksiyonu, çıktı aralığını -1 ile 1 arasına daraltan, sigmoid'e benzer ancak sıfır etrafında simetrik olan bir fonksiyondur (Şekil 3.7, Denklem 3.2). Tanh fonksiyonu, çıktıyı ortalama olarak 0'a daha yakın konumlandığı için, genellikle öğrenme sürecini kolaylaştırır ve gradyanların daha verimli kullanılmasına katkıda bulunur (Bishop, 1995). Literatürde en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonudur. Ancak tanh da benzer şekilde büyük mutlak değerli girdilerde eğim açısından sigmoid gibi sorun yaşayabilir.

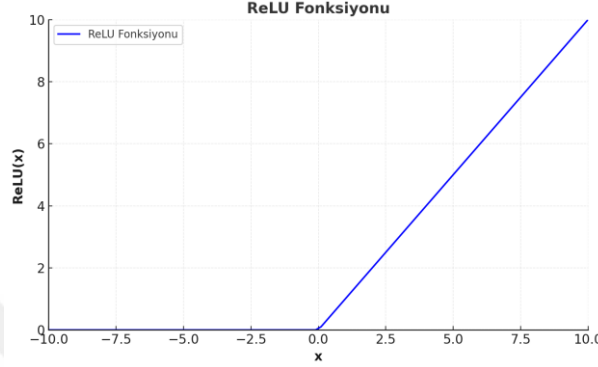


Şekil 3.7. Tanh fonksiyonu

$$f_{\text{tanh}}(z) = \tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (3.2)$$

ReLU fonksiyonu, negatif girişler için 0, pozitif girişler için doğrusal artış sağlar (Rumelhart ve ark., 1986). Bu fonksiyon negatif girişlerde 0, pozitif girişlerde ise girdinin

kendisini çıktı olarak verir (Şekil 3.8, Denklem 3.3). Rumelhart'ın (1986) geri yayılım algoritmasını yaygınlaştırmasının ardından, doğrusal olmayan fonksiyonların kullanımı önem kazandı. Pozitif bölgede eğimin 1 olması sebebiyle gradyan kaybolma sorununu büyük ölçüde hafifletir. Ancak, bazı durumlarda çok sayıda nöronun negatif bölgeye “takılı” kalarak daima 0 üretmesi (dying ReLU problemi) gibi sorunlar ortaya çıkabilir (Maas ve ark., 2013).



Şekil 3.8. ReLU fonksiyonu

$$f_{ReLU}(z) = \max(0, z) \quad (3.3)$$

3.2.3. Gradyan kaybolma (vanishing gradient) problemi

Gradyan kaybolma sorunu, sinir ağlarında uzun vadeli bağımlılıkları öğrenirken ortaya çıkan bir problemdir. Geri yayılım sırasında gradyanlar, zincir kuralı nedeniyle her adımda küçülerek sıfıra yakın değerlere ulaşır (Hochreiter, 1998). Bu, modelin ağırlıklarını güncelleme kapasitesini sınırlar ve öğrenme sürecini etkisiz hale getirir.

3.2.4. Katman

Yapay sinir ağları, birbirine bağlı katmanlardan oluşur ve her katman girdileri işleyerek bir sonraki katmana iletir. Bu katmanlar, ağın bilgi işleme yapısını ve işlevsel özelliklerini belirler. Her katman belirli bir hesaplama gerçekleştirir ve veri temsillerinin aşamalı olarak dönüştürülmesini sağlar (Goodfellow ve ark., 2016). Yapay sinir ağları genellikle üç tür katmandan oluşur:

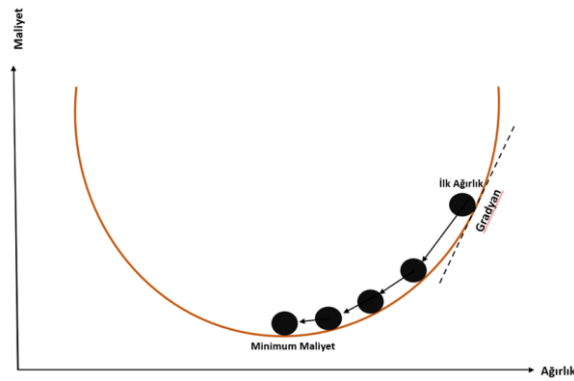
- Giriş Katmanı: Ağın aldığı verileri temsil eder.
- Gizli Katmanlar: Girdileri işler ve ara sonuçlar üretir. Birden fazla gizli katman bulunabilir (Kohonen, 1989).
- Çıkış Katmanı: Ağın nihai çıktısını üretir (Rumelhart ve ark., 1986).

3.2.5. Geri yayılım

Geri yayılım, yapay sinir ağlarının öğrenme süreçlerinde kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, ağın çıktısındaki hatayı hesaplar ve zincir kuralı yardımıyla bu hatanın gradyanlarını ağın katmanları boyunca geriye doğru yayarak hesaplar. Hesaplanan gradyanlar, optimizasyon algoritmaları tarafından kullanılarak ağın ağırlıkları güncellenir (Rumelhart ve ark., 1986). Geri yayılım, hatayı minimize etmek için gerekli gradyan bilgilerini sağlar ve bu süreç ağın doğruluğunu artırır.

3.2.6. Optimizasyon algoritmaları

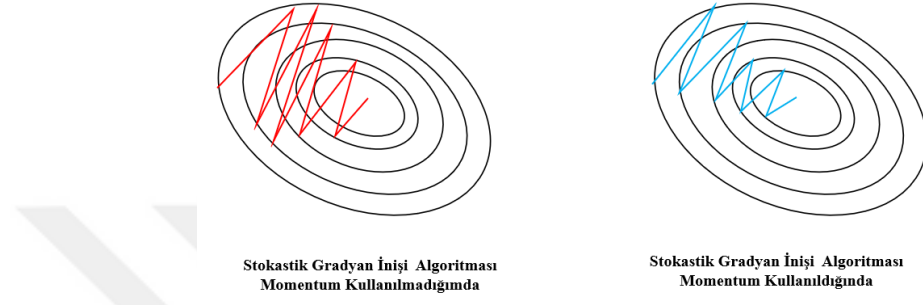
Optimizasyon algoritmaları, yapay sinir ağlarının eğitim sürecinde ağırlıkların güncellenmesi için kullanılan yöntemlerdir. Bu algoritmalar, kayıp fonksiyonunun türevi olan gradyan bilgisiyle, ağın parametrelerini optimize ederek kaybı en aza indirmeyi amaçlar. Başlıca kullanılan optimizasyon algoritmaları stokastik gradyan inişi, momentum ve adam şeklindedir. Stokastik gradyan inişi, yapay sinir ağlarının eğitiminde kullanılan en temel optimizasyon algoritmalarından biridir. Bu algortmada, ağırlıklar her adımda öğrenme hızı ile gradyanın çarpımı kadar azaltılarak güncellenir. Basit ve hesaplama açısından verimli olan, özellikle küçük veri kümeleri üzerinde hızlı sonuçlar elde eder. Şekil 3.9 üzerinden açıklamak gerekirse, başlangıçta bir ilk ağırlık değeriyle başlar. Gradyanın gösterdiği yönde aşağı doğru adım adım ilerler. Her adımda maliyet biraz daha azalır. Bu süreç sonunda, maliyetin en düşük olduğu noktaya (Minimum Cost) ulaşmaya çalışır (Choi ve ark., 2020).



Şekil 3.9. Stokastik gradyan inişi algoritması

Stokastik gradyan inişi algoritmasının bir iyileştirmesi olarak momentum algoritması geliştirilmiştir. Bu yöntemde, önceki adımlardaki güncellemeler de hesaba katılarak yeni bir momentum vektörü oluşturulur ve bu vektör parametre güncellemesinde

kullanılır. Momentum katsayısı genellikle 0.9 olarak seçilir ve bu katsayı, önceki gradyanların güncellemeye etkisini belirler. Şekil 3.10'da momentum eklenen ve eklenmeyen stokastik gradyan inişi algoritmaları gösterilmiştir. Momentum eklenen algoritmasının daha az zigzag yaptığı ve hızını koruduğu görülmektedir. Buradan, momentum eklenen algoritmalarının daha dengeli ve doğrudan hedefe yaklaştığı söylenebilir (Choi ve ark., 2020).



Şekil 3.10. Stokastik gradyan inişi (SGD) ve momentum

RMSProp algoritması, gradyanların büyüklüğüne göre öğrenme hızını dinamik olarak ayarlayan bir yöntemdir. Gradyanların geçmişteki değerlerine bağımlılığı ifade eden bir katsayı içerir ve sifıra bölme hatalarını önlemek için küçük bir ϵ değeri ekler (Choi ve ark., 2020).

Adam algoritması ise, RMSProp ve Momentum yöntemlerinin birleşiminden türetilmiş bir optimizasyon algoritmasıdır. Hem birinci moment (ortalama gradyan) hem de ikinci moment (gradyanın karesi) takibi yaparak öğrenme sürecini optimize eder. Varsayılan hiperparametre değerleriyle bile çoğu durumda iyi sonuçlar verir (Choi ve ark., 2020).

3.2.7. Öğrenme hızı

Ağırlıkların ne kadar hızlı güncelleneceğini belirler. Öğrenme hızı çok yüksek olduğunda öğrenme kararsız olabilirken, çok düşük olduğunda ise öğrenme yavaş ilerler. Genellikle küçük ve optimize edilmiş bir öğrenme hızı seçilir (Hassoun, 1995).

Öğrenme hızının azaltılması ise ağırlıkların güncelleme hızını kontrol etmek için öğrenme hızının zamanla sistematik olarak azaltılmasıdır. Bunun amacı, modelin başlangıçta hızlı bir şekilde öğrenmesini sağlamak ve sonrasında daha küçük adımlarla optimize ederek, ince ayarların yapılmasını sağlamaktadır. (You ve ark., 2019)

3.3. Yapay Sinir Ağları Tarihçesi

Warren McCulloch ve Walter Pitts, 1943 yılında biyolojik nöron modeline dayanan ilk yapay sinir ağını sunmuşlardır. Bu model, nöron aktivasyonu ve ikili mantık

işlemlerini simüle edebilen basit yapay nöron yapısını tanımlamıştır (Fausett, 1994). Bu çalışma, yapay sinir ağlarının temelini oluşturarak, ikili mantık işlemlerinin nöral ağlar aracılığıyla gerçekleştirilebileceğini göstermiştir.

Donald Hebb, 1949 yılında sinaptik bağlantıların güçlenmesini açıklayan "Hebb öğrenme kuralını" ortaya koymuştur. Bu kurala göre, eğer iki nöron sürekli olarak birlikte aktive olursa, aralarındaki sinaptik bağlantı güçlenir. Hebb'in bu prensibi, daha sonra Farley ve Clark (1954) ile Rochester, Holland, Haibt ve Duda (1956) tarafından bilgisayar algoritmalarında uygulanmıştır (Haykin, 1999; Fausett, 1994).

Frank Rosenblatt, 1958 yılında "yayılım (propagation)" adını verdiği yeni bir yapay sinir ağı türünü geliştirmiştir. Yayılım, giriş ve çıkış vektör çiftlerini öğrenebilmekte ve bu işlem için geri yayılım öğrenme kuralını kullanmaktadır. Rosenblatt, bir problemin çözümü varsa, ağı sonlu sayıda iterasyon içinde bu çözümü bulabileceğini matematiksel olarak kanıtlamıştır (Fausett, 1994; Haykin, 1999). Ancak, Marvin Minsky ve Seymour Papert, 1969 yılında yayılımın bazı sınırlamalarını göstermiş ve tek katmanlı ağların belirli problemlerde yetersiz kaldığını ortaya koymuşlardır (Fausett, 1994).

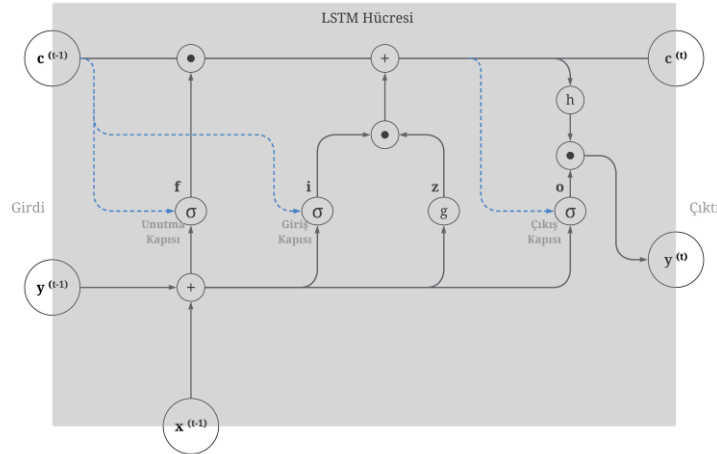
1980'lerde, yapay sinir ağlarına ilgi yeniden artmıştır. Paul Werbos tarafından 1974 yılında geliştirilen ancak unutilan Backpropagation (Geriye Yayılım) algoritması, LeCun (1986), Parker (1985) ve Rumelhart, Hinton ve Williams (1986) tarafından bağımsız olarak yeniden keşfedilmiştir (Fausett, 1994; Haykin, 1999). Bu algoritma, çok katmanlı ağların eğitiminde devrim yaratmış ve yapay sinir ağlarının karmaşık problemleri çözebilme kapasitesini artırmıştır (Pires, 2023).

2000'li yıllarda, yapay sinir ağlarında önemli ilerlemeler kaydedilmiştir. Özellikle, derin öğrenme (deep learning) ve derin sinir ağları (deep neural networks) kavramları bu dönemde ön plana çıkmıştır. Geoffrey Hinton ve ekibi, derin yapay sinir ağlarının eğitiminde yeni yöntemler geliştirerek, büyük veri setleri üzerinde daha başarılı sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır (Hinton ve ark., 2006).

Derin öğrenme, çok katmanlı ağların eğitiminde karşılaşılan "gradyan kaybolma problemi" (vanishing gradient) sorununu aşmak için yeni algoritmalar ve aktivasyon fonksiyonları geliştirilmesini içermektedir. Özellikle, ReLU gibi yeni aktivasyon fonksiyonları, ağların daha derin hale getirilmesine olanak tanımıştır (LeCun ve ark., 2015).

3.4. Uzun Kısa Süreli Bellek Ağı (LSTM)

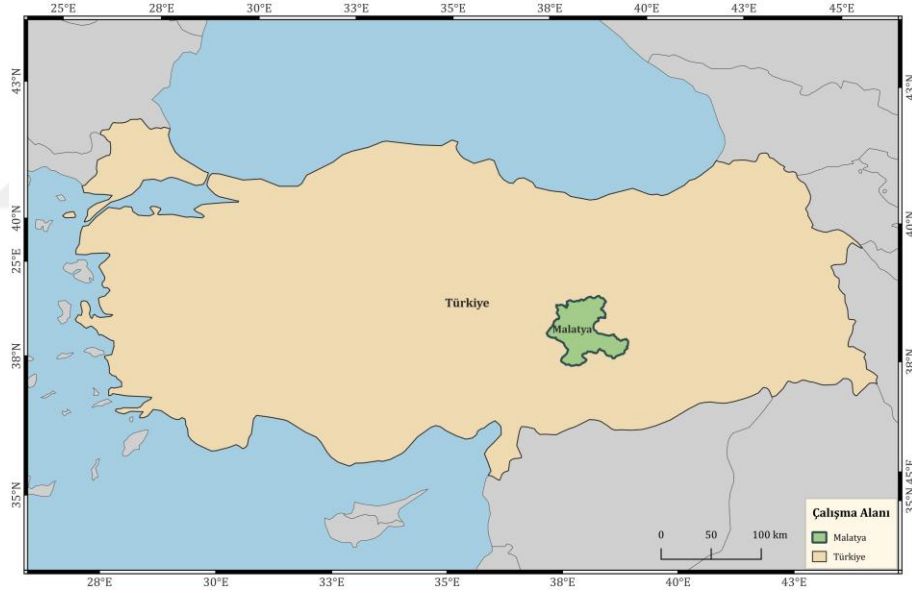
LSTM (Long Short-Term Memory) modeli, vanishing/exploding gradient problemini çözmek amacıyla Hochreiter ve Schmidhuber tarafından 1997 yılında önerilmiştir (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997). Bu sorun, geleneksel RNN'lerin uzun vadeli bağımlılıkları öğrenememesine neden olmaktadır, çünkü hata sinyalleri zaman içinde ağ boyunca yayılırken giderek küçülür ya da kontrolsüzce büyür (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997). LSTM bu problemi, Constant Error Carousel (CEC) adı verilen mekanizma sayesinde çözer. CEC, hata sinyalinin hücre içinde uzun süre boyunca sabit kalmasını sağlar ve bu sayede ağın uzun vadeli bağımlılıkları öğrenmesine olanak tanır. Bu hücreler, aslında geri beslemeli alt ağlar olup, içerdikleri giriş kapısı, unutma kapısı ve çıkış kapısı gibi ek bileşenlerle akıllıca bilgi akışını kontrol eder (Gers ve ark., 2002). Giriş kapısı, hangi bilginin hücre durumuna dahil edilmesi gerektiğini belirlerken, unutma kapısı geçmiş hücre durumundan hangi bilgilerin silineceğini kontrol eder. Çıkış kapısı ise, hücrede tutulan bilginin ne zaman çıktı olarak kullanılacağını düzenler (Şekil 3.11). Bu üç kapının sağladığı mekanizmalar, LSTM'nin klasik RNN'lere kıyasla çok daha etkili olmasını sağlar. Özellikle zaman serisi tahmini ve dil modelleme gibi uzun vadeli bağımlılık gerektiren problemlerde LSTM'nin başarısı kanıtlanmıştır (Graves ve ark., 2005). Bu modelin gücü, başta Google'ın konuşma tanıma sistemlerinde (Sak ve ark., 2015) ve Amazon Alexa'da (Kumar ve ark., 2016) olmak üzere geniş bir uygulama yelpazesinde görülmektedir. Ayrıca, Facebook'un dil çeviri sisteminde günlük 4 milyardan fazla çeviri yapıldığı rapor edilmiştir (Facebook, 2017). LSTM'nin bu başarıları, teorik olarak sağlam bir temele dayanırken pratikte de birçok karmaşık problemi çözebilme yeteneğiyle ön plana çıkmaktadır (Greff ve ark., 2017).



Şekil 3.11. LSTM Mimarisi

4. TARTIŞMA VE İNCELEME

Bu tez çalışmasında, Malatya için 2023 yılı doğal gaz tüketiminin mekânsal modellenmesi ve analiz edilmesi amaçlanmıştır. Çalışma kapsamında, enerji arz-talep dengesine etki eden çeşitli faktörler ve özellikle deprem gibi beklenmedik doğal afetlerin enerji tüketimi üzerindeki etkileri ele alınmaktadır (Şekil 4.1). Bu doğrultuda, ilgili dönemlere ait veriler çeşitli kurumlardan temin edilmiştir. Çalışmada, şehirdeki doğal gaz tüketimini etkileyen abone sayısı, nüfus, ortalama sıcaklık, ısıtma-soğutma derece günleri (HDD ve CDD) gibi faktörler detaylı olarak incelenmiştir. Doğal gaz tüketim verileri ve abone sayıları, Aksa Malatya Doğal Gaz Dağıtım A.Ş.’den temin edilmiştir. Isıtma ve soğutma gün dereceleri, Meteoroloji Genel Müdürlüğü’nden aylık hava durumu kayıtlarından alınmış olup Excel formatında derlenmiştir. Aylık sıcaklık bilgisi ise NASA POWER aracılığıyla Excel formatında temin edilmiştir. Aynı şekilde, resmi ve dini bayram günleri aylık sayı olarak toplanmıştır.



Şekil 4.1. Çalışma Alanı

Bu çalışma, klasik talep tahmini yöntemlerinin ötesine geçerek beklenmedik olayların, özellikle de 6 Şubat 2023 tarihinde Kahramanmaraş merkezli (Pazarcık–Elbistan) depremleri Malatya’yı da derinden etkileyen büyük depremlerin doğal gaz tüketimi üzerindeki etkilerini analiz etmeyi hedeflemektedir. Deprem gibi ani olayların talep üzerindeki kısa ve orta vadeli yansımaları, şehirdeki tüketim alışkanlıklarını temelden değiştirebilmektedir. Bu durumu yakalamak adına, LSTM gibi yapay sinir ağı

yapıları kullanılmış; 2023 yılı için tahmin edilen tüketim değerleri ile gerçekleşen tüketim değerleri karşılaştırılmıştır.

Veri ön işleme aşamasında, uç değerlerin ayıklanması ve zaman serisi özelliklerinin (geçmiş ay tüketimleri, hareketli ortalamalar) eklenmesi Python ile gerçekleştirilmiştir. Eksik sıcaklık değerleri ortalama ile doldurularak veri setinin bütünlüğü korunmuştur. Bu yaklaşımlar, veri setinin tutarlılığını sağlarken, gelecekteki çalışmalarda daha gelişmiş veri artırma yöntemlerinin denenebileceğini göstermektedir.

Özellik mühendisliği sürecinde, ay, yıl, sinüs ve kosinüs fonksiyonlarıyla mevsimsel döngü, Is_Spring, Is_Summer, Is_Winter gibi mevsimsel değişkenler, hareketli ortalama ve standart sapma özellikleri oluşturulmuştur. Bu sayede zaman serisinin mevsimsel ve trend yapısı, modelin girdi uzayına yansıtılarak LSTM modelinin bu yapıyı öğrenmesi kolaylaştırılmıştır. Ayrıca, geçmiş ay tüketim değerleri (lag) ve geçen ay tüketim bilgisi modele eklenerek veri setine kısa vadeli bellek kazandırılmıştır.

Bu çalışmada sinir ağı mimarisi olarak LSTM tercih edilmiştir; çünkü “constant-error carousel” yapısı sayesinde, klasik zaman serisi yaklaşımlarının aksine uzun vadeli bağımlılıkları kaybetmeden korur. LSTM hücreesindeki doğrusal bellek yolu, gradyan kaybı problemini engeller ve hata sinyalinin zaman boyunca sabit kalmasını sağlar; böylece geçmiş bilgiler bozulmadan bellekte tutulabilir (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997; Gers ve ark., 2002). Bu çalışmada, uzun vadeli bağımlılıkları yakalayabilen ve aşırı uyum riskini en aza indiren bir yapı oluşturmak amacıyla ardışık olarak 256, 128 ve 64 nöronlu üç katmanlı LSTM mimarisi kullanılmıştır. Çok katmanlı LSTM’nin doğal gaz talebinde MAPE’yi %3-5 kadar düşürdüğü literatürde gösterilmiştir (Laib ve ark., 2019; Sharma ve ark., 2021). Dropout- ℓ_2 birleşiminin aşırı uyumu önlediği de ayrıca belirtilmiştir (Greff ve ark., 2017). Hiperparametreler bu bulgular ve doğrulama kümesindeki erken-durdurma denemeleri dikkate alınarak belirlenmiştir

Veri işleme sürecinde verilerin ölçeklendirilmesi, özellikle farklı birim veya büyüklükteki değişkenler söz konusu olduğunda, modelin öğrenme performansını iyileştirmek amacıyla sıklıkla uygulanır. Bu amaçla kullanılan StandardScaler Python’da yaygın şekilde kullanılan scikit-learn kütüphanesinin bir aracı olup, verileri ortalaması 0 ve standart sapması 1 olacak şekilde ölçeklendirir. Veri özellikleri aynı ölçeğe çekilmiş ve her bir değişken aynı ölçekte temsil edilerek modelin daha etkili öğrenmesi sağlanmıştır. Özellikle tüketim değerlerinin milyonlar mertebesinde, sıcaklık değerlerinin ise tek ya da iki haneli rakamlarda olması bu adımı zaruri kılmıştır.

Modelin eğitimi esnasında EarlyStopping ve ReduceLROnPlateau callback'leri kullanılmıştır. EarlyStopping, doğrulama setindeki kaybın belirli bir süre iyileşmemesi halinde eğitimi durdurarak aşırı uyumun önüne geçerken, ReduceLROnPlateau ise doğrulama kaybının iyileşmediği durumlarda öğrenme oranını düşürerek modelin daha uygun bir minimuma ulaşabilmesini kolaylaştırmıştır.

Model performansını değerlendirmek için MSE, MAE, R^2 gibi metrikler kullanılmıştır. MSE ve MAE ortalama hata düzeyini ölçerken, R^2 modelin veri varyansını ne kadar açıkladığını göstermektedir. MSE, tahmin ile gerçek değer arasındaki farkları kareye aldığı için büyük sapmalara duyarlıdır ve dolayısıyla modelin uç hatalara ne kadar toleranslı olduğunu gösterir (Hyndman ve Koehler, 2006). MAE, aynı farkların mutlak değerlerinin ortalamasını alır; birim olarak doğrudan doğal gaz tüketimine (m^3) karşılık geldiğinden yorumlanması kolaydır ve MSE'ye göre aşırı sapmalardan daha az etkilenir. R^2 ise modelin toplam veri varyansının ne kadarını açıkladığını özetler; 1'e yaklaştıkça açıklayıcılık artar (Willmott ve Matsuura, 2005). Ayrıca, artık (residual) analizi ile hataların zamansal dağılımı incelenmiş, artıkların rastgele dağılması modelin veri yapısını yeterince iyi yakaladığını göstermektedir. Eğer artıklar belirli bir mevsimsel kalıp sunmuş olsaydı, ilave özellikler veya farklı model yapıları denenmesi gerekebilirdi.

Çalışmanın odak noktalarından biri, 6 Şubat 2023 depremi sonrasındaki tüketim davranışlarının modellenmesidir. Deprem öncesi ve sonrası dönemlerin tüketim profili karşılaştırılarak deprem etkisinin modelin tahmin kabiliyetini nasıl etkilediği, beklenenin üzerinde veya altında tüketim değerlerine neden olup olmadığı analiz edilmiştir. İlerleyen çalışmalarda depremi temsil eden mevsimsel değişkenlerin veya diğer öngörülemeyen olay göstergelerinin modele dahil edilmesiyle daha esnek tahmin yapıları elde edilebilir.

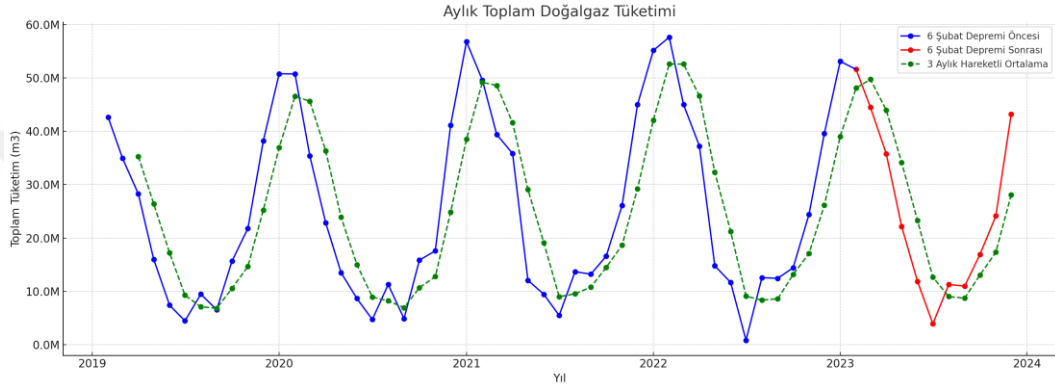
Bu sayede, tez çalışması sadece geleneksel talep tahmin yaklaşımlarının ötesine geçmekle kalmamakta, aynı zamanda öngörülemeyen faktörlerin de doğal gaz tüketimini nasıl şekillendirebileceğini ortaya koymaktadır.

4.1. Veri Seti

4.1.1. Doğal gaz tüketimi

Malatya ili için 2019-2023 tarihleri arasındaki aylık doğal gaz tüketim değerleri, toplam 202,121 tesisatı içerecek şekilde Aksa Malatya Doğal Gaz Dağıtım A.Ş.'den alınmıştır. Şekil 4.2'de Malatya'nın 2019-2023 yılları arası aylık doğal gaz tüketimleri gösterilmiştir. Görüldüğü üzere Malatya doğal gaz tüketimi kış aylarında en yüksek değerlere ulaşırken, yaz aylarında minimum değerlere gerilemektedir. 2019-2023 yılları arasında kış dönemlerinde özellikle Aralık-Nisan arası tüketim değerleri aylık ortalama

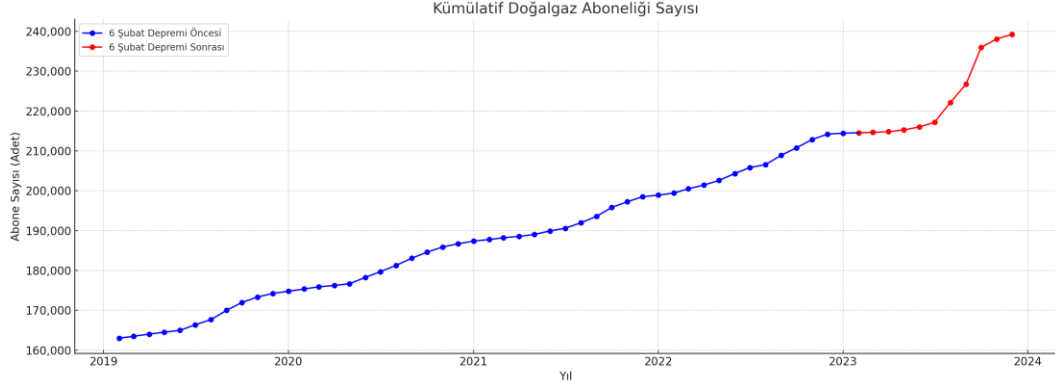
sıcaklıklara bağlı olarak değişkenlik göstermekte, yaz dönemlerinde ise bu değerler nispeten sabit bir düzeye yakın seyretmektedir. Malatya ili doğal gaz tüketiminde de kış aylarında yüksek, yaz aylarında ise düşük tüketim değerlerinin gözlemlendiği anlaşılmaktadır. Bu değişim, mevsimsel ısınma-soğuma döngüsünün ve abone sayısındaki artışın yanı sıra iklim koşullarına ve diğer çevresel faktörlere bağlı olarak farklılıklar gösterebilmektedir. 6 Şubat depremi sonrasında doğal gaz tüketiminde ciddi bir düşüş görülmektedir. Deprem sonrasında süre gelen 5-6 aylık süreç sonrasında tüketim seviyeleri kademeli bir şekilde toparlanmaya başlamıştır.



Şekil 4.2. 2019-2023 yılları arası doğal gaz tüketimi (aylık)

4.1.2. Abone sayısı

Söz konusu dönemde doğal gaz abonesi olan hane halkı, ticari işletme veya endüstriyel tesislerin toplam sayısını ifade etmektedir. Tüketim değerlerinin anlaşılmasında abone sayısı önemli bir parametredir; çünkü her yeni abone, potansiyel olarak tüketim talebini artırabilir. Örneğin, yeni konutların yapılması veya yeni sanayi bölgeleri, doğal gaz talebini yükseltebilir. Öte yandan, nüfus göçleri, ekonomik dalgalanmalar veya enerji verimliliği önlemleri gibi faktörler abone sayısındaki artış hızını etkileyebilir. Şekil 4.3 incelendiğinde abone sayısında yıllardan beri süregelen artış trendi depremin yaşanması ile beraber 5-6 aylık süreçte daha yatay seyretmiş ve daha sonrasında ciddi bir artış olmuştur. Bunun sebebi yeni yapılan konutlar, kışın yaklaşması ve 6360 sayılı Kanunla Yeşilyurt Belediyesi sınırlarına katılan Özal, İkizce, Samanköy, Kendirli Mahalleleri ile 6360 sayılı Kanunla Battalgazi Belediyesi sınırlarına katılan Fırıncı Mahallesi'nin dağıtım şirketinin lisansına eklenmesi şeklinde açıklanabilir.



Şekil 4.3. 2019-2023 yılları arası kümülatif abone sayısı

4.1.3. Ortalama sıcaklık

İlgili dönemdeki aylık ortalama sıcaklık değerini yansıtmaktadır. Doğal gaz tüketiminin en belirgin mevsimsel itici gücü sıcaklık değişimleridir. Kış aylarında sıcaklıklar düştükçe ısınma ihtiyacı artar ve bu durum doğal gaz tüketimine doğrudan yansır; yaz aylarında ise tüketim minimum seviyelere geriler.

4.1.4. İlgili ay

Verinin hangi aya ait olduğunu sayısal olarak ifade eder (Ocak=1, Şubat=2, vb.). Bu bilgi, mevsimsel analizlerde ve mevsim içi döngülerin keşfinde kullanılır. Örneğin, Ocak (1) ile Temmuz (7) aylarındaki tüketim davranışları kıyaslanarak mevsimsel etkiler gözlemlenebilir. Ayrıca, modelleme süreçlerinde, dönemsel özelliklerin modele entegre edilmesinde (mevsimsel değişkenler, trigonometrik dönüşümler) önemli bir rol oynar.

4.1.5. O ay bulunan tatil günü sayısı

İlgili ay içerisinde yer alan resmi ve/veya dini bayram günlerinin sayısını belirtir. Tatil günleri, hane halkı yaşam rutinlerini ve ticari faaliyetleri etkileyerek doğal gaz tüketiminde dalgalanmalara yol açabilir. Örneğin, uzun bir bayram tatili döneminde hane halklarının evde geçirdikleri zaman artabileceğinden konutlarda tüketim yükselirken, bazı ticari ya da endüstriyel işletmelerde faaliyetin durması veya yavaşlaması tüketimi azaltabilir.

4.1.6. Isıtma gün derecesi

Ortalama sıcaklığın konfor sıcaklığının (22°C) altında kaldığı gün sayısını ifade eder. Bu değer yükseldikçe, ısınma ihtiyacı artar ve doğal gaz tüketimi yükselir. Özellikle kış aylarında tüketimi belirleyen en önemli parametrelerden biridir. Talep tahminlerinde mevsimsel dalgalanmaları açıklamaya yardımcı olur.

4.1.7. Soğutma gün derecesi

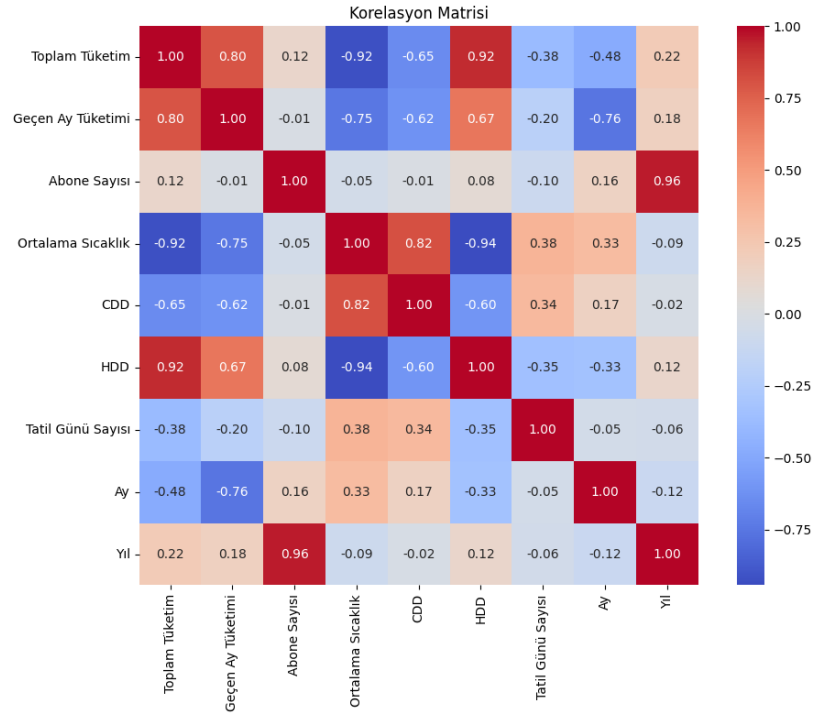
Ay boyunca ortalama sıcaklığın belirli bir konfor sıcaklığının üzerinde olduğu gün sayısını ölçer. Yüksek sıcaklık periyotları, soğutma ihtiyacını artırabilmektedir. Isıtma gün derecesinin tam tersi olarak düşünülebilir.

4.1.8. Geçen ay tüketimi

Bir önceki ayın toplam doğal gaz tüketim miktarını gösterir. Zaman serisi analizlerinde önceki dönem tüketimi, mevcut dönem tüketiminin öngörülmesinde önemli bir rol oynar. Bu değişken, tüketimin kendi geçmişiyile olan ilişkisini ve otokorelasyon yapısını modele dahil ederek, mevsimsel faktörlerin yanı sıra yapısal trendleri yakalamayı sağlar.

4.2. Veriler Arası Korelasyon Matrisi

Şekil 4.4'teki korelasyon matrisi, doğal gaz tüketimi ile çeşitli değişkenler arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Temel amaç, doğal gaz tüketimi gibi bir bağımlı değişkenin hangi faktörler altında artıp azaldığını anlamak ve bu faktörlerin önem derecesini değerlendirmektir. Analiz edilen değişkenler arasında toplam doğal gaz tüketimi (Toplam Tüketim), bir önceki ayın tüketimi (Geçen Ay Tüketimi), abone sayısı, ortalama sıcaklık, soğutma derece günü (CDD), ısıtma derece günü (HDD), tatil günü sayısı, ay ve yıl yer almaktadır.



Şekil 4.4. Korelasyon Matrisi

- Toplam Tüketim, Ortalama Sıcaklık ile çok güçlü bir negatif korelasyon (-0.92) sergilemektedir. Bu da hava soğudukça doğal gaz tüketiminin arttığını, ısındıkça azaldığını net biçimde göstermektedir. Isıtma derece günü (HDD) ile Toplam Tüketim arasındaki yüksek pozitif ilişki (0.92), kışın soğuk dönemlerinde ısınma ihtiyacının doğal gaz talebini doğrudan yükselttiğini teyit etmektedir. Buna karşılık Soğutma derece günü (CDD) ile Toplam Tüketim arasındaki negatif korelasyon (-0.65), sıcak dönemlerde soğutma ihtiyacının ön plana çıkmasına rağmen doğal gaz tüketiminin düştüğünü ortaya koymaktadır. Bu ilişkiler ışığında, doğal gazın daha çok ısıtma amaçlı kullanıldığı bir tüketim yapısının olduğunu kanıtlamaktadır.
- Isıtma derece günü ve soğutma derece günü arasında negatif bir ilişki vardır (-0.60). Bu da mantıklı çünkü bir bölge soğutma ihtiyacı duyarsa ısınmaya ihtiyaç duymaz.
- Toplam Tüketim ile Geçen Ay Tüketimi arasında yüksek pozitif bir korelasyon var (0.80), yani geçen ayın tüketimi ile toplam tüketim arasında güçlü bir pozitif ilişki var. Mevsimsel eğilimler ve devam eden ısınma/soğutma gereksinimleri, ardışık aylarda talebin benzer kalmasına neden olduğu söylenebilir.
- Abone Sayısı ile Yıl arasında çok güçlü bir pozitif korelasyon var (0.96). Bu da abone sayısının yıllar içinde arttığını gösteriyor. Bu da beklenen bir durumdur
- Tatil günü sayısı değişkeni diğer değişkenlerle çok güçlü bir korelasyon göstermiyor, yani tatil günleri, tüketim veya sıcaklık gibi değişkenlerle zayıf bir ilişkisi var.

4.3. Veri Ön İşleme ve Özellik Mühendisliği

Veri ön işleme ve özellik mühendisliği aşamaları, modelin performansını doğrudan etkileyen kritik adımlardır. Bu aşamada, eksik değerlerin giderilmesi, uç değer analizlerinin yapılması, zaman serisi özelliklerinin eklenmesi ve mevsimsel yapının modele entegre edilmesi gibi işlemler gerçekleştirilmiştir.

4.3.1. Eksik değerlerin doldurulması ve uç değer analizi

Veri setinde 2023 yılının son 6 ayına (Temmuz–Aralık) ait sıcaklık verileri NASA POWER veri tabanında bulunmadığı için tamamen eksiktir. Bu eksik gözlemler toplam veri setinin yaklaşık %8-9'u civarındadır. Eksik oranı düşük olmakla birlikte, sıcaklık değişkeni doğal gaz tüketimi üzerinde doğrudan etkili olduğu için ilgili kayıtların silinmesi veya tüm ayların ortalamasının kullanılması uygun görülmemiştir. Bu nedenle literatürde mevsimsel zaman serilerinde yaygın kullanılan yöntem uygulanarak, her eksik ay için geçmiş yılların aynı aylarına ait sıcaklıkların ortalaması alınmış ve 2023 Temmuz–Aralık dönemi bu değerlerle doldurulmuştur.

Doğalgaz tüketim serisinde özellikle 2023 Şubat ve izleyen aylarda, 6 Şubat Kahramanmaraş Depremi nedeniyle belirgin bir yapısal kırılma gözlenmektedir. Uç değer analizi kapsamında bu aylar detaylı olarak incelenmiş; tüketimdeki ani düşüşlerin veri hatasından değil, deprem sonrası sosyal-ekonomik durgunluk, konut ve işyeri kullanımlarının azalması gibi gerçek nedenlerden kaynaklandığı doğrulanmıştır. Ayrıca 2023 Temmuz ayında Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından bölgeye yönelik fatura kesilmemesi uygulaması bulunduğu için ilgili ayda görülen sifıra yakın tüketim de teknik bir hata değil, idari bir kararın doğrudan etkisi olarak değerlendirilmiştir. Bu nedenle hem deprem kaynaklı hem de idari uygulamaya bağlı uç değer niteliğindeki bu dönemler veri setinden çıkarılmamış, düzeltilmemiş veya yumuşatılmamış, aksine modelin deprem sonrası olağandışı tüketim davranışını da doğru şekilde öğrenebilmesi amacıyla bilinçli olarak aynen korunmuştur.

4.3.2. Zaman serisi özelliklerinin eklenmesi

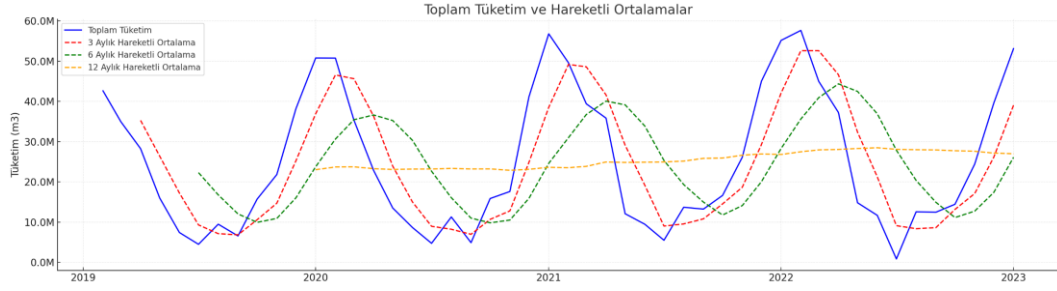
Doğal gaz tüketimi verisi, mevsimsel döngülere ve trend yapılarına sahip tipik bir zaman serisidir. Bu yapıyı daha iyi yakalayabilmek için veri setine gecikmeli (lag) değerler, hareketli ortalama (MA) ve standart sapma (STD) özellikleri eklenmiştir.

Her bir dönemin toplam tüketim değeri, bir veya daha fazla önceki dönem tüketimiyle güçlü bir ilişki içerisinde olabilir. Örneğin, bir önceki ayın tüketimi (Lag_1) veya bir yıl önceki aynı ayın tüketimi (Lag_12) mevcut dönemdeki talebi tahmin ederken önemli ipuçları verebilir. Bu nedenle çalışmada, 1 ila 12 ay arasında değişen farklı gecikme adımlarına sahip lag değişkenleri oluşturulmuştur. Bu sayede model, geçmişteki tüketim seviyelerini ve olası trendleri dikkate alarak daha isabetli tahminler yapabilmektedir.

Hareketli ortalama değişkenleri (3 aylık, 6 aylık veya 12 aylık ortalamalar), toplam tüketimin uzun vadeli eğilimini ve mevsimsel dalgalanmalarını yansıtır. Bu ortalamalar, kısa vadeli düzensizliklerin üzerini örterek modelin genel eğilimleri kavramasını kolaylaştırır. Standart sapma değişkenleri ise ilgili periyot içindeki tüketim değişkenliğini ölçer. Daha yüksek standart sapma, söz konusu dönemlerde tüketimin istikrarsız olduğunu gösterirken, düşük standart sapma ise değerleri dönemin nispeten sabit bir tüketim yapısına sahip olduğunu ifade eder. Model, bu tür değişkenlerle tüketimdeki belirsizliği ve dalgalanma boyutunu da dikkate alabilir.

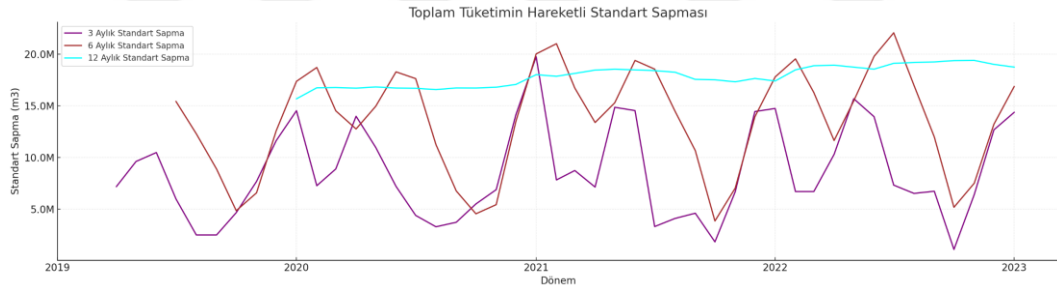
Şekil 4.5'te toplam tüketim değerlerinin üzerine uygulanan 3,6 ve 12 aylık hareketli ortalamalar gösterilmektedir. Bu grafik, kısa vadede dalgalanan tüketim

verisinin zaman içinde yumuşatılarak genel eğilimlerin daha net bir şekilde ortaya çıktığını vurgular.



Şekil 4.5. Toplam Tüketim ve Hareketli Ortalamalar

Şekil 4.6'da ise 3, 6 ve 12 aylık dönemlerde hesaplanan standart sapmaların zaman içindeki değişimi yer almaktadır. Tüketime ilişkin standart sapmaların dönemsel olarak artıp azaldığı fark edilmektedir. Örneğin, 3 aylık standart sapmanın zaman zaman yükselmesi, kısa vadeli dönemde tüketimin daha değişken olduğunu, buna karşılık 12 aylık standart sapmanın daha sabit seyri, uzun vadede tüketim dalgalanmalarının nispeten sınırlı kaldığını işaret eder.

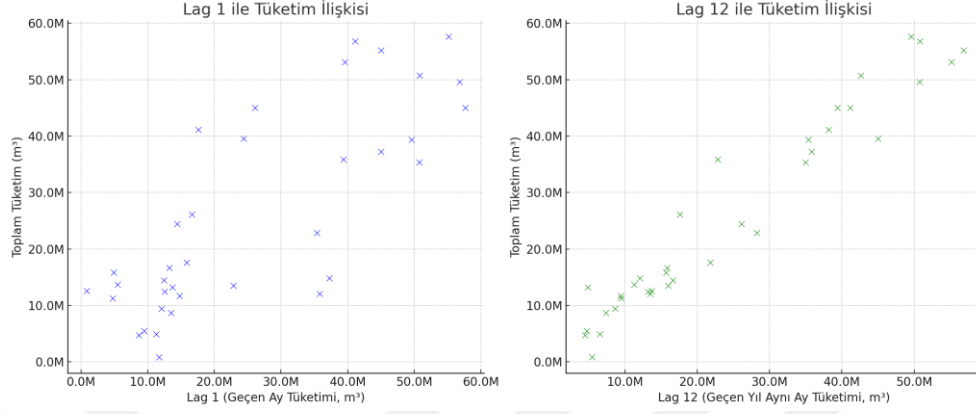


Şekil 4.6. Standart Sapmalar

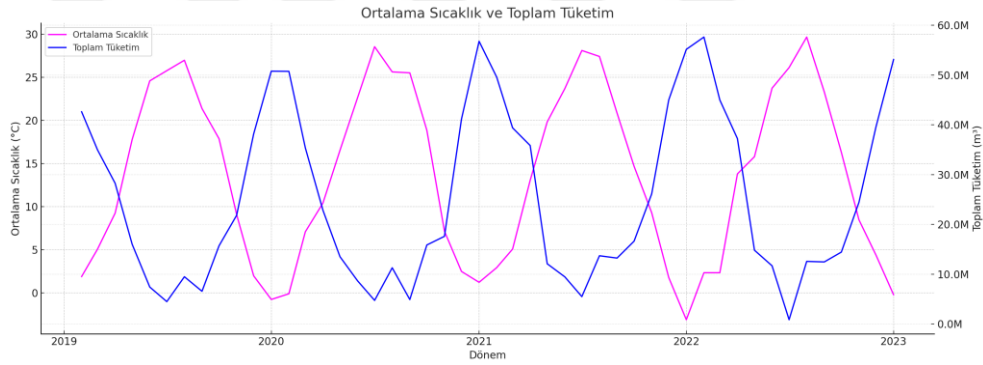
Şekil 4.7'de ise, toplam tüketimin bir önceki aya (Lag_1, sol grafik) ve bir yıl önceki aya (Lag_12, sağ grafik) ilişkin dağılımları görülmektedir. Lag_1 grafiğinde (mavi noktalar), önceki ay tüketimi arttıkça mevcut ay tüketiminin de arttığı bir korelasyon olmakla birlikte, bu ilişki Lag_12'ye kıyasla daha dağınık görünmektedir. Lag_12 grafiği (yeşil noktalar) incelendiğinde ise bir yıl önceki aynı dönemin tüketim seviyesinin mevcut tüketimle daha güçlü ve daha istikrarlı bir doğrusal ilişkiye sahip olduğu gözlemlenebilir.

Şekil 4.8 incelendiğinde ortalama sıcaklık (pembe renkli çizgi) ile toplam tüketim (mavi renkli çizgi) arasındaki ters korelasyon göze çarpmaktadır. Sıcaklık değerleri arttıkça, genellikle doğal gaz tüketiminde azalma, sıcaklık değerleri düştükçe ise

tüketimde yükseliş yaşandığı gözlenebilir. Bu grafik, tüketimin kış aylarında (daha düşük sıcaklıklarda) arttığını ve yaz aylarında (daha yüksek sıcaklıklarda) azaldığını net bir şekilde yansıtmaktadır.



Şekil 4.7. Gecikmeli Tüketim Özellikleri

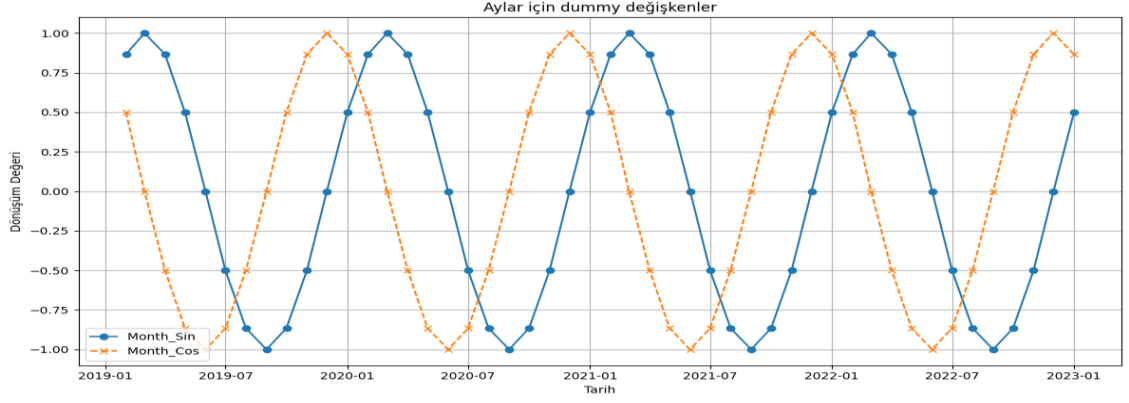


Şekil 4.8. Sıcaklık ve Tüketim

4.3.3. Mevsimsel trigonometrik dönüşümler

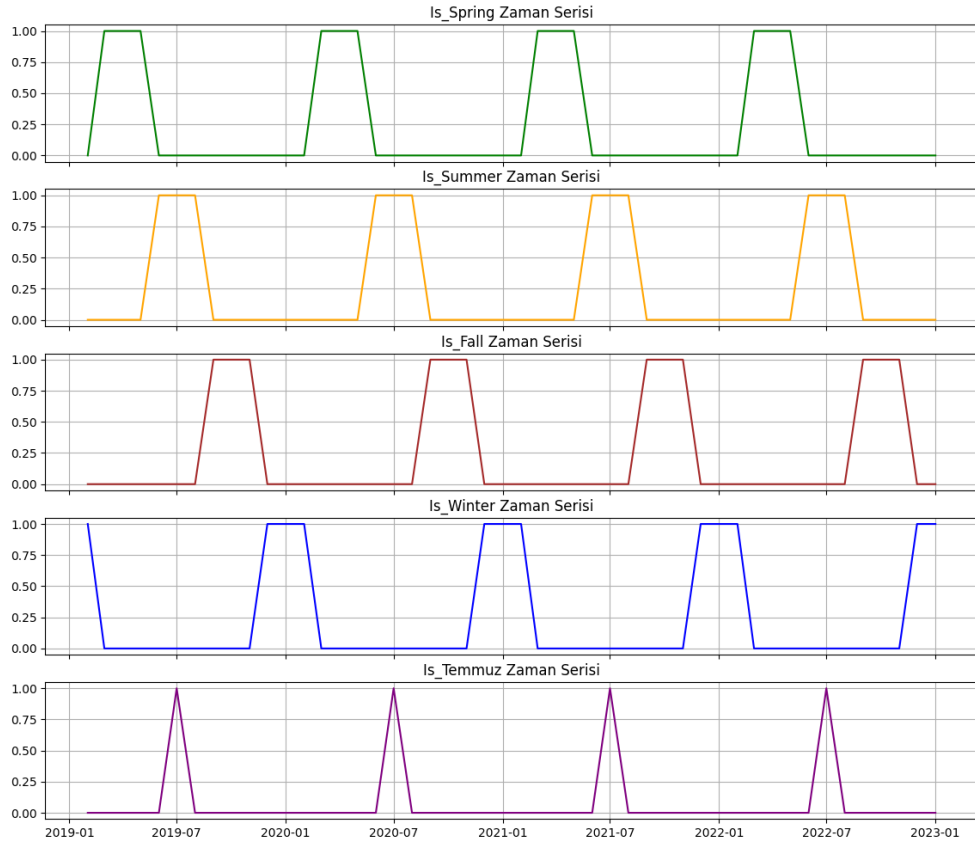
Doğal gaz tüketimi, belirgin bir şekilde mevsimsellikten etkilenmektedir. Bu mevsimsel etkileri daha iyi modele yansıtmak için hem trigonometrik dönüşümler hem de mevsimsel değişkenler kullanılmıştır.

Ay bilgisi (Ocak=1, Şubat=2, ... Aralık=12) doğrudan sayısal bir değerdir ancak bu sayısal ifade mevsimsel döngüyü lineer şekilde yansıtmaz. Sinüs ve kosinüs dönüşümleri uygulanarak ay bilgisi bir dairesel yapı içerisinde temsil edilir (Şekil 4.9). Örneğin, Ocak ayı ile Aralık ayı birbirine yakın aylardır, ancak sayısal olarak 1 ve 12 arasındaki fark büyüktür. Sinüs-kosinüs dönüşümleri, aylık değişimi 360 derecelik bir döngü şeklinde yakalayıp mevsimsel paternlerin modele yumuşak bir geçişle dahil edilmesini sağlar.

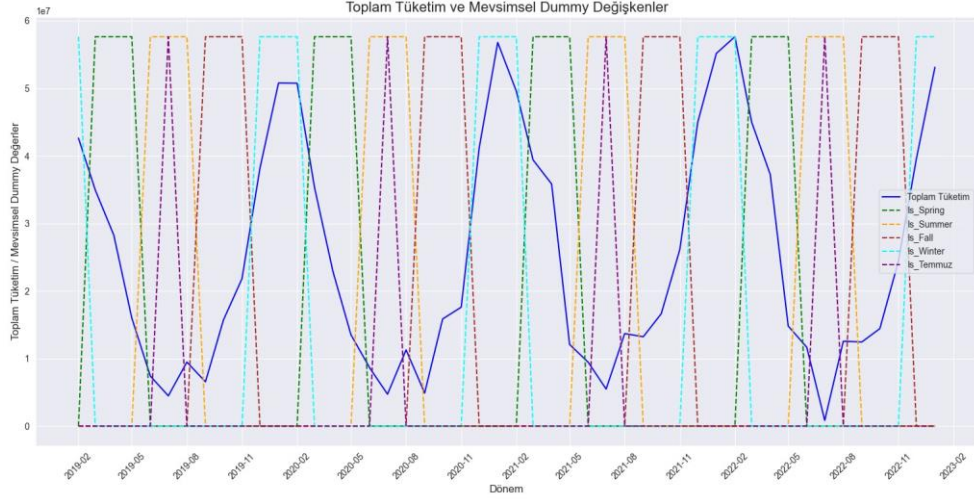


Şekil 4.9. Aylar İçin Mevsimsel Değişkenler

Is_Spring, Is_Summer, Is_Winter gibi değişkenler, ilgili ayın hangi mevsime ait olduğunu gösteren binary (0/1) türünde değişkenlerdir. Bu mevsimsel değişkenler, modelin doğrudan mevsimsel dönemin etkisini öğrenmesine yardımcı olur. Örneğin, kış aylarında (Is_Winter=1) modelin bu döneme özgü tüketim artışını yakalaması kolaylaşır. Bu değişkenler Şekil 4.10'da gösterilmiştir. Tüketim ile ilişkisi ise Şekil 4.11'de gösterilmiştir.



Şekil 4.10. Mevsimsellik Değişkenleri



Şekil 4.11. Mevsimsellik ve Tüketim

4.4. Model Mimarisi ve Eğitim Süreci

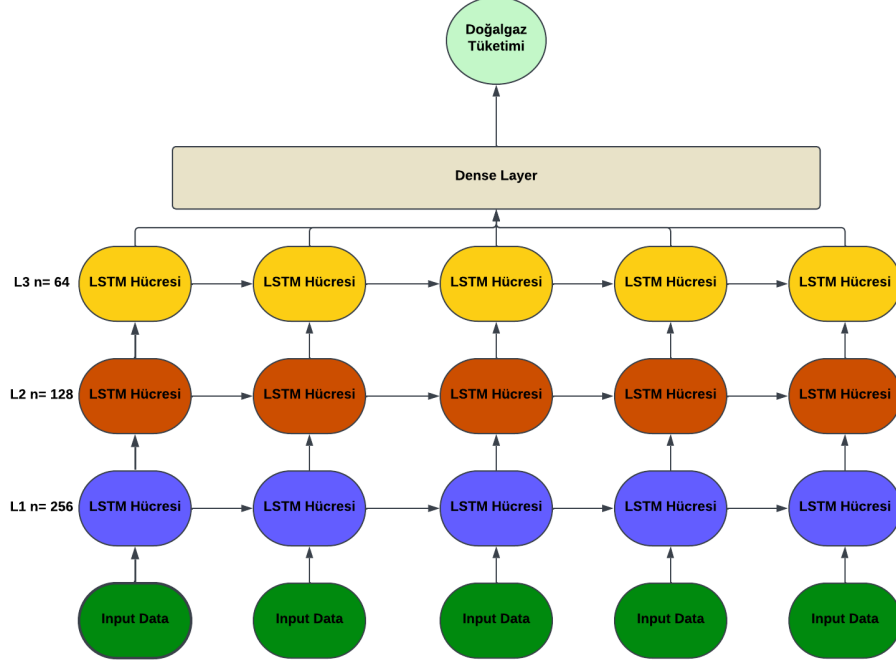
Malatya ili için 2023 yılı doğal gaz tüketiminin zaman serisi tabanlı bir yaklaşımla tahmin edilmesi amacıyla LSTM modeli tercih edilmiştir. LSTM, klasik zaman serisi modellerine kıyasla hem mevsimsel hem de trend yapısını daha esnek bir biçimde öğrenebilirken, aynı zamanda deprem gibi beklenmedik olaylar sonrasında ortaya çıkan ani değişimlere uyum sağlama kapasitesine sahiptir. Çalışma Google Colab üzerinde Python 3 ile yürütülmüştür. LSTM modeli TensorFlow/Keras ile uygulanmış; pandas ve NumPy veri işleme, scikit-learn veri ön işleme ve değerlendirme, matplotlib görselleştirme için kullanılmıştır. Mekânsal görselleştirmeler QGIS (açık kaynaklı CBS yazılımı) ile üretilmiştir.

4.4.1. Model mimarisi ve hiperparametreler

Bu tez çalışmasında kullanılan model, üç katmanlı bir LSTM mimarisine dayanmaktadır. Her bir katmanın boyutları ve eklenen düzenleştirciler, aşırı uyumu (overfitting) önlemek ve modelin genel performansını artırmak amacıyla belirlenmiştir. Katmanlar şu şekildedir (Şekil 4.12);

1. Katman: 256 nöronlu bir LSTM katmanı, zaman serisinin karmaşık ilişkilerini yakalamaya başlar. Bu ilk katman, veri setindeki mevsimsel, trend ve kısa vadeli paternleri almaya odaklanır.
2. Katman: 128 nöronlu ikinci LSTM katmanı, ilk katmanın çıkışını işleyerek daha soyut kalıpları yakalar. Bu katman, ilk katmanda öğrenilen bilgiyi işleyerek veri paterninin daha özele inmesini sağlar.

3. Katman: 64 nöronlu son LSTM katmanı, daha kompakt bir temsil oluşturarak modelin genel bir soyutlamasını sağlar. Burada elde edilen bilgi artık tahmin aşamasına yakın, daha yoğunlaştırılmış bir özetir.



Şekil 4.12. LSTM Mimarisi

Modelde L2 düzenleme (ağırlık cezası) ve Dropout (0.3) kullanılarak aşırı uyum riski azaltılmıştır. L2 düzenleyici, ağırlıkların çok büyümesini engellerken, Dropout katmanı bazı nöronları rastgele devre dışı bırakarak modelin veriye aşırı uyum yapmasını engeller, genel performansı ve genellenebilirliği artırır.

Modelin optimizasyonunda Adam algoritması tercih edilmiş; öğrenme oranı 0.0001 olarak belirlenmiştir. Bu değer, modelin istikrarlı ve kademeli biçimde en iyi çözümü aramasını sağlamıştır. Adam, adaptif öğrenme oranı sayesinde özellikle mevsimsel ve trend içeren zaman serilerinde SGD ve RMSProp gibi diğer yöntemlere kıyasla daha stabil yakınsama göstermektedir. Yapılan ön denemelerde de Adam algoritmasının daha düşük doğrulama hatası verdiği gözlenmiştir.

Bu çalışmada kullanılan hiperparametrelerin (katman sayısı, hücre sayısı, öğrenme oranı, batch size, aktivasyon fonksiyonu, dropout oranı ve L2 cezası vb.) seçimi yapılırken literatürdeki benzer LSTM tabanlı enerji talep tahmini çalışmalarındaki yaygın uygulamalar dikkate alınmıştır. Özellikle doğal gaz talebi, sıcaklık-tüketim ilişkisi ve mevsimsel zaman serilerinin modellenmesine yönelik çalışmalarda sıkça kullanılan

geniştten daralan yapı (256, 128, 64), tanh aktivasyonu, dropout, L2 cezası ve Adam algoritması bileşenleri referans alınmıştır.

Zaman ve işlem maliyetleri göz önünde bulundurulduğunda bu çalışmada tam kapsamlı bir hiperparametre arama süreci (Grid Search, Random Search, Bayesian Optimization vb.) uygulanmamıştır. Bunun yerine, literatürde ki başlangıç mimarileri incelenerek bir model kurulmuş olup, model performansı manual tuning ile iyileştirilmiştir. Bu süreçte:

- Farklı LSTM hücre sayıları denemeleri (64–512 arası),
- Farklı dropout oranları denemeleri (0.1–0.4),
- Farklı öğrenme hızları denemeleri (0.001–0.0001),
- Batch size denemeleri (16–64)

yapılmış ve en düşük doğrulama hatasını veren yapı nihai mimari olarak seçilmiştir.

4.4.2. Ölçeklendirme

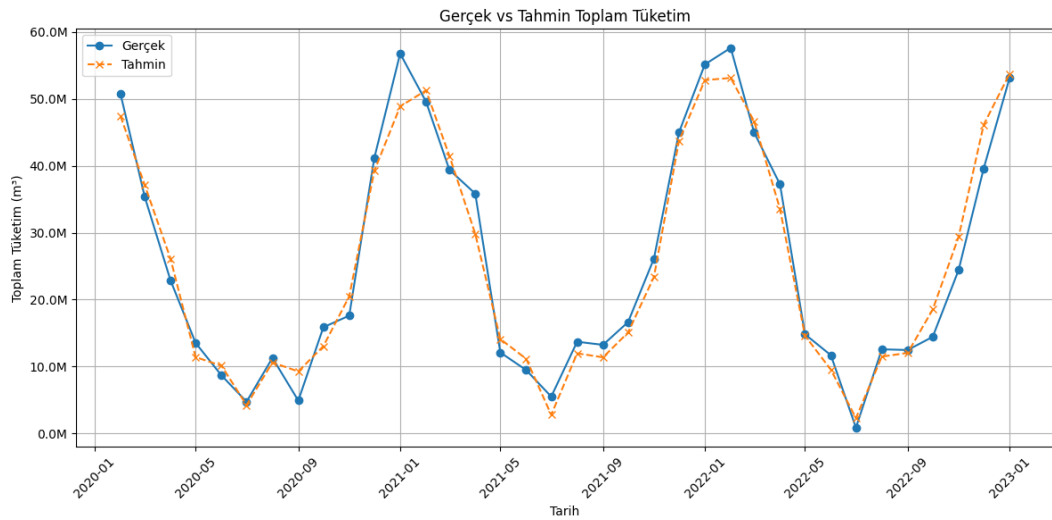
Veri setinde tüketim değerleri milyonlar mertebesinde seyrederken, sıcaklık, HDD, CDD veya tatil gün sayısı gibi değişkenler çok daha düşük ölçeklere sahiptir. Bu ölçek farklılıkları, eğitilen modelin belirli özellikleri daha fazla veya daha az önemsemesine neden olabilir. Bu çalışmada StandardScaler kullanılarak her bir özellik ortalaması 0 ve standart sapması 1 olacak şekilde ölçeklendirilmiştir. Böylece model, tüm girdileri benzer ölçekte görür, bu da hem eğitim süresini kısaltır hem de modelin parametre optimizasyonunu kolaylaştırır. Sadece bağımsız değişkenler (özellikler) değil, hedef değişken (tüketim değeri) de ölçeklendirilmiştir. Bu sayede çıktının da model tarafından daha hızlı öğrenilmesi sağlanmıştır. Tahmin sonuçları elde edildikten sonra ölçek tersine çevrilerek gerçeğe uygun değerlere geri dönüştürülmüştür. Bu çalışmada StandardScaler yalnızca eğitim verisine fit edilmiştir. Doğrulama ve test verilerine ise yalnızca transform uygulanmıştır. Böylece zaman serilerinde yaygın bir hata olan veri sızıntısı engellenmiş, modelin geleceğe dair gerçekçi performans göstermesi sağlanmıştır.

4.5. Araştırma Sonuçları

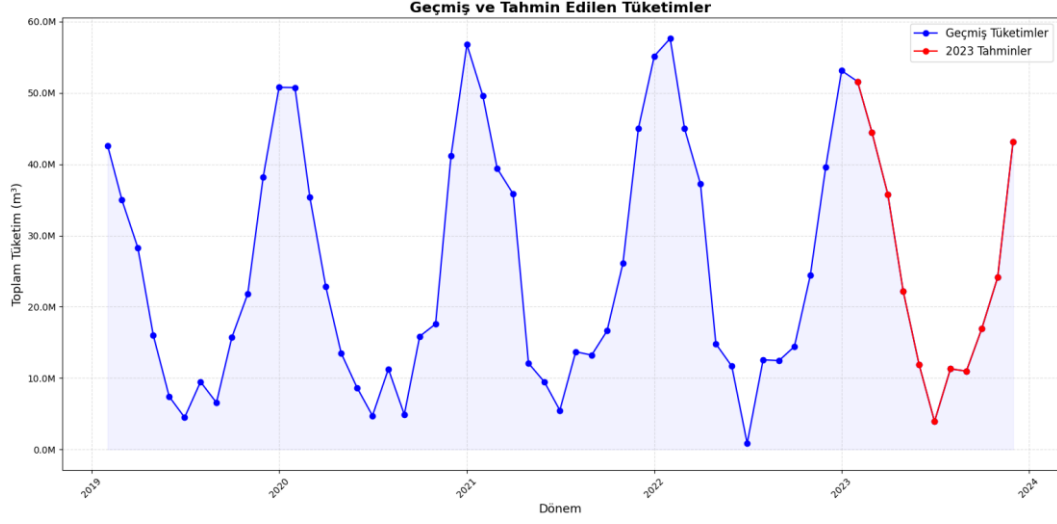
Modelin performansı değerlendirildiğinde, R^2 değeri 0.96 olarak elde edilmiştir. R^2 değerinin bu denli yüksek olması, modelin veriler üzerinde oldukça başarılı bir şekilde öğrenme gerçekleştirdiğini ve genel varyansın büyük bir kısmını açıklayabildiğini göstermektedir. Bunun anlamı, modelin geçmiş tüketim trendlerini, mevsimsel etkileri ve diğer etkileyen faktörleri (sıcaklık, HDD, CDD, abone sayısı vb.) dikkate alarak, tüketim kalıplarını isabetli bir şekilde yakalayabildiğidir. Bu çalışmada model performansının

değerlendirilmesinde R^2 temel gösterge olarak kullanılmıştır. MSE ve MAE metrikleri eğitim sürecinde kullanılmış olmakla birlikte, sonuç bölümünde özellikle R^2 'nin tercih edilmesinin temel nedeni MSE ve MAE mutlak hataya dayalı olduğu için tüketimin yüksek olduğu kış aylarında büyük değer üretme eğilimindedir. Bu durumda MSE kış aylarındaki hatayı aşırı büyütür ve modelin genel performansını temsil etmekte yetersiz kalmaktadır. R^2 ise bu farklı ölçeklerden etkilenmeden göreceli açıklama gücünü ölçer.

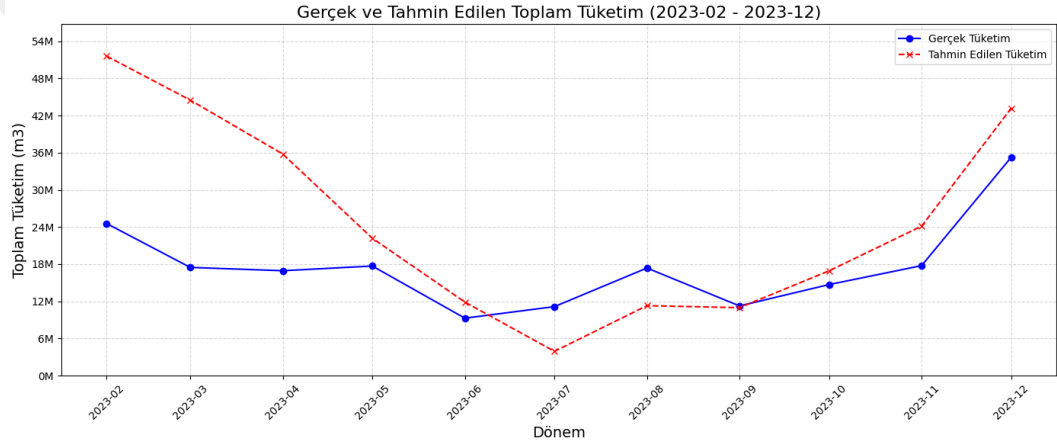
Şekil 4.13'te, gerçek toplam doğal gaz tüketimi ve model tarafından tahmin edilen değerler bir arada sunulmaktadır. Grafikten anlaşılabacağı üzere, model kış aylarındaki tüketim artışlarını, yaz dönemlerindeki düşüşleri ve yıl içindeki dalgalanmaları büyük ölçüde doğru tahmin etmiştir. Bu durum, LSTM modelinin mevsimsel ve trend yapısını etkili bir şekilde öğrendiğine işaret etmektedir. Şekil 4.14 ise geçmiş yıllara ait tüketim verileri ile 2023 yılına ilişkin model tahminlerini aynı grafikte göstermektedir. Bu karşılaştırma, modelin tarihsel trendleri dikkate alarak 2023 yılı için nasıl bir tüketim profili öngördüğünü göstermektedir. Şekil 4.15'te ise özellikle 2023 yılının Şubat-Aralık dönemi için gerçekte ölçülen tüketim değerleri ile modelin tahmin ettiği tüketim değerleri karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma, depremin tüketim profilinde oluşturduğu farklılıkları analiz etmek açısından kritik bir öneme sahiptir. Deprem öncesi dönemde model tahminleri ile gerçek tüketim değerleri birbirine çok yakınken, deprem sonrasındaki aylarda gerçek tüketim değerlerinin tahminlere göre farklılaştığı gözlenmektedir. Bu durum, deprem gibi beklenmedik olayların enerji talebi üzerindeki kısa ve orta vadeli etkilerinin ciddi olduğunu göstermektedir.



Şekil 4.13. Gerçek ve Tahmin Toplam Tüketim



Şekil 4.14. Geçmiş ve Tahmin Edilen Tüketimler



Şekil 4.15. Gerçek ve Tahmin Edilen Toplam Tüketimin Karşılaştırılması

Çizelge 4.1, 2023 yılında deprem sonrasında yaşanan arz-talep şokunu abone tipleri düzeyinde ayrıntılı biçimde ortaya koymaktadır. Modelin öngördüğü 329,5 milyon m³'lük toplam tüketime karşılık gerçekleşen hacmin 246,6 milyon m³'te kalması, doğal gaz kullanımında yaklaşık %25'lik bir daralmaya işaret eder. Ancak bu azalma homojen değildir; sektörler ve kullanıcı grupları arasında belirgin farklılıklar gözlenmektedir.

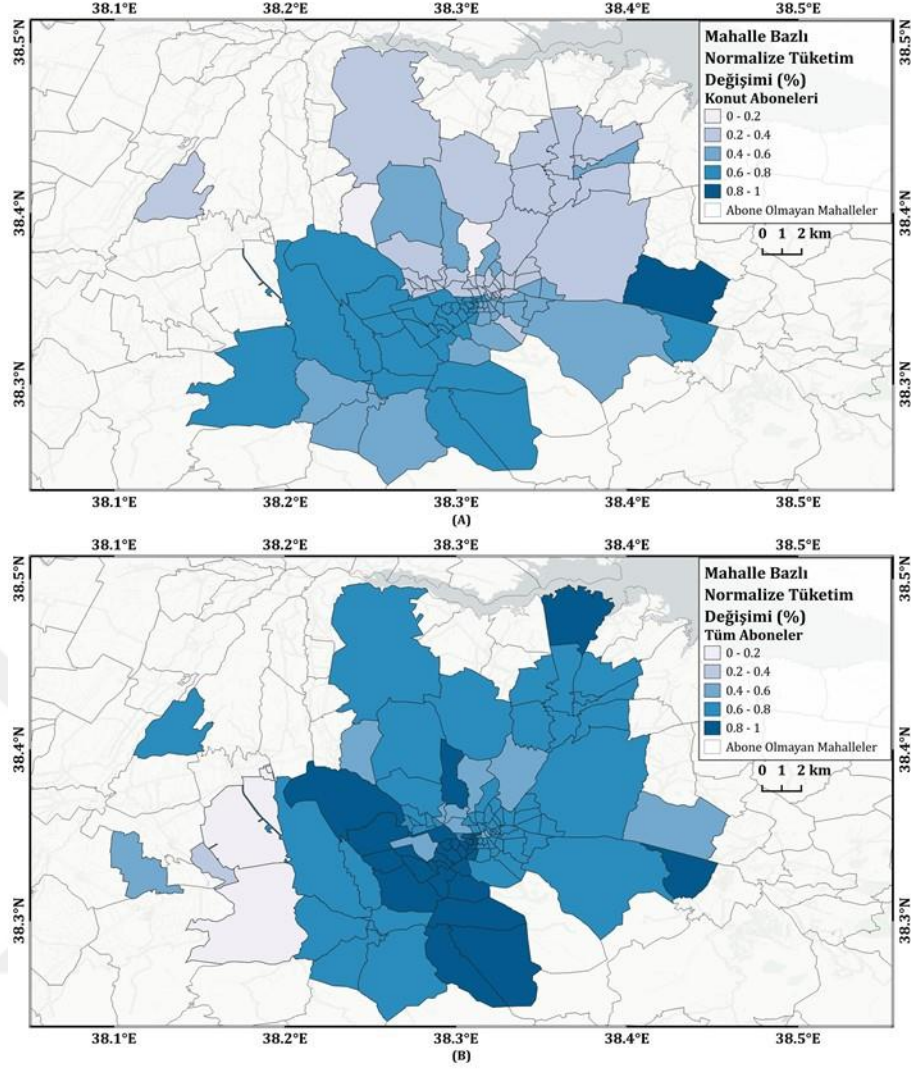
Çizelge 4.1. Tahmin Edilen ve Gerçek Tüketimler Abone Tipi Bazlı

ABONE TİPİ	Tahmin edilen tüketim (m ³)	Gerçek tüketim (m ³)	Değişim (%)
ORGANİZE SANAYİ BÖLGESİ (OSB)	53,479,836	48,191,257	-10%
TİCARİ İŞLETME (ÜRETİM)	11,740,845	10,419,522	-11%
BİLİNMEYEN	14,001,544	11,599,930	-17%
KONUT (MUTFAK - SICAK SU)	16,627,694	13,537,029	-19%
BELEDİYE VE KURUMLARI	3,137,347	2,482,645	-21%
RESMÎ DAİRELER (ÜRETİM)	4,371,705	3,336,527	-24%
RESMÎ SAĞLIK KURUMLARI	3,008,248	2,152,152	-28%
KONUT (KOMBİ) - (KONUT - ISINMA)	140,473,585	99,406,354	-29%
RESMÎ EĞİTİM KURUMLARI	15,115,050	10,676,067	-29%
TİCARİ İŞLETME (ISINMA)	7,049,219	4,967,315	-30%
ÖZEL SAĞLIK KURUMLARI	564,185	395,763	-30%
VAKIF - HAYIR KURUMU	391,979	270,901	-31%
RESMÎ DAİRELER (ISINMA)	6,091,397	4,167,406	-32%
ÖZEL EĞİTİM KURUMLARI	947,554	638,894	-33%
KONUT (MERKEZİ)	52,195,858	34,129,456	-35%
ELEKTRİK ÜRETİM TESİSLERİ	2,478	1,610	-35%
İBADETHANELER	316,304	203,472	-36%
Toplam	329,516,580	246,577,716	-25%

Toplam tüketimde tahmin edilen 329,516,580 m³'e karşılık gerçekleşen tüketim 246,577,716 m³'tür. Üretim odaklı büyük tüketiciler, beklenenden daha sınırlı bir kayıpla karşılaşmıştır. Organize Sanayi Bölgeleri'nde düşüş %10, "ticari işletme (üretim)" segmentinde ise %11 düzeyindedir. Bu sonuç, sanayi tesislerinin görece olarak daha hızlı toparlandığını ve üretim hatlarını kısmi kapasiteyle de olsa devreye aldığını göstermektedir. Buna karşılık ticari işletmelerin ısınma amaçlı tüketimi %30 gerilemiştir; perakende, ofis ve hizmet sektöründe faaliyetlerin uzun süre kısıtlanması gaz talebini belirgin biçimde azaltmıştır. Konut grubunda tablo çok daha çarpıcıdır. Kombi ile ısınan dairelerde gerçekleşen tüketim tahminin %29 altında kalırken, merkezi sistemli sitelerde azalma %35'e ulaşmıştır. Mutfak-sıcak su kullanımında da %19'luk kayıp kaydedilmiştir. Bu derin düşüş, kalıcı nüfus göçü, ağır-orta hasarlı yapıların boş kalması ve sağlam binalara dönmeme eğilimiyle açıklanmaktadır. Kamuya ait yapılarda durum daha ağırdır. Resmî dairelerin üretim süreçlerine ayrılan hatlarda %24, ısınma hatlarında ise %32 düzeyinde daralma gözlenmiştir; eğitim kurumlarında kayıp %29, resmî sağlık kuruluşlarında %28'dir. Bu veriler, okulların kapalı kalması, kamu binalarının hasar veya tahliye nedeniyle hizmet dışı olması ve bazı devlet hastanelerinin sınırlı kapasiteyle çalışmasının doğal gaz talebini dramatik biçimde düşürdüğünü gösterir. Özel eğitim ve özel sağlık kurumları da benzer biçimde sırasıyla %33 ve %30 oranlarında tüketim

azalması yaşamıştır; hastane hizmetlerinin bir bölümü mobil çözümlere, özel okullar ise çevrim içi eğitime yöneldiğinden şebeke gazı kullanımı önemli ölçüde azalmıştır. Vakıf-hayır kurumlarında %31, ibadethanelerde ise %36'lık gerileme, yardım faaliyetlerinin ve toplu ibadetlerin çoğunlukla geçici barınma alanlarına, taşınabilir mutfak-jeneratör sistemlerine veya alternatif yakıtlara kaydığını göstermektedir. Elektrik üretim tesisleri ve küçük çaplı enerji santralleri de %35 azalmayla benzer bir tablo sergilemiştir. Bu asimetrik talep daralması, dağıtım şirketinin finansal dengelerini ciddi biçimde bozmuştur. Toplam hacmin dörtte bir oranında gerilemesi, yüksek hacimli konut ve kamu segmentlerindeki keskin düşüşler ve sabit maliyetlerin sürmesi nedeniyle, kâr marjları hızla erimiş; nakit akışı üzerinde önemli baskı oluşmuştur. Özellikle ısınma amaçlı tüketimdeki kayıplar, gelir tablosunda en büyük açıkları yaratmakta; sanayi ve üretim abonelerinin görece sınırlı kayıpları ise bu açığı telafi etmekte yetersiz kalmaktadır.

Deprem sonrası doğal gaz talebindeki sapmalar, mahalle sınırları üzerinde koroplet haritalarla gösterilmiştir. Koroplet haritalar, bölgesel niceliklerin görselleştirilmesinde yaygın ve uygun bir yaklaşımdır (Slocum ve ark., 2008). Karşılaştırılabilirliği sağlamak amacıyla her iki haritada da aynı sınıf eşikleri kullanılmış; veriler min–maks normalizasyonu ile 0–1 aralığına ölçeklenmiştir. Beş sınıflı eşit aralık uygulanmış; renk için ardışık Blues paleti seçilmiştir. Lejant, yazı boyutları, ölçek çubuğu ve diğer çizim ayrıntıları, basılı haritalar için tipografi alt sınırlarına uygun biçimde düzenlenmiştir (Ordnance Survey, 2024). Böylece Şekil 4.16-a (konut aboneleri) ve Şekil 4.16-b (tüm aboneler), aynı görsel dil ve aynı değer uzayı üzerinde doğrudan karşılaştırılabilir hâle getirilmiştir.



Şekil 4.16. Mahalle Bazlı Normalize Tüketim Değişimi: (a) Konut Aboneleri (b) Tüm Aboneler

Konut odaklı harita (Şekil 4.16-a), normalize tüketim düşüşünün (0–1) kentin güneybatı ve güneydoğu mahallelerinde yoğunlaştığını göstermektedir. Bu bölgeler, ağır/orta hasarlı yapı yoğunluğu ve kalıcı göç ile ilişkili olabilir; ancak bu çıkarımların hasar tespitleri ve nüfus verileriyle desteklenmesi gerekir. Kuzey kuşağındaki mahalleler açık tonlarda kalarak konut tüketimindeki sapmanın görece olarak sınırlı olduğunu göstermektedir. Merkezdeki orta koyuluk, hasarsız apartman bloklarının bir bölümünde yeniden yerleşimin başladığına dair bir işaret olarak yorumlanabilir.

Tüm abonelikleri (konut + ticari + sanayi + kamu) kapsayan Şekil 4.16-b benzer mekânsal deseni korumakta; ancak merkez–doğu aksında koyu tonlar belirginleşmektedir. Bu aksın sanayi alanları ve kamu tesislerini içermesi nedeniyle, söz konusu aboneliklerin uzun süre devreye girememesi normalize düşüşü 0.8–1.0 sınıfında

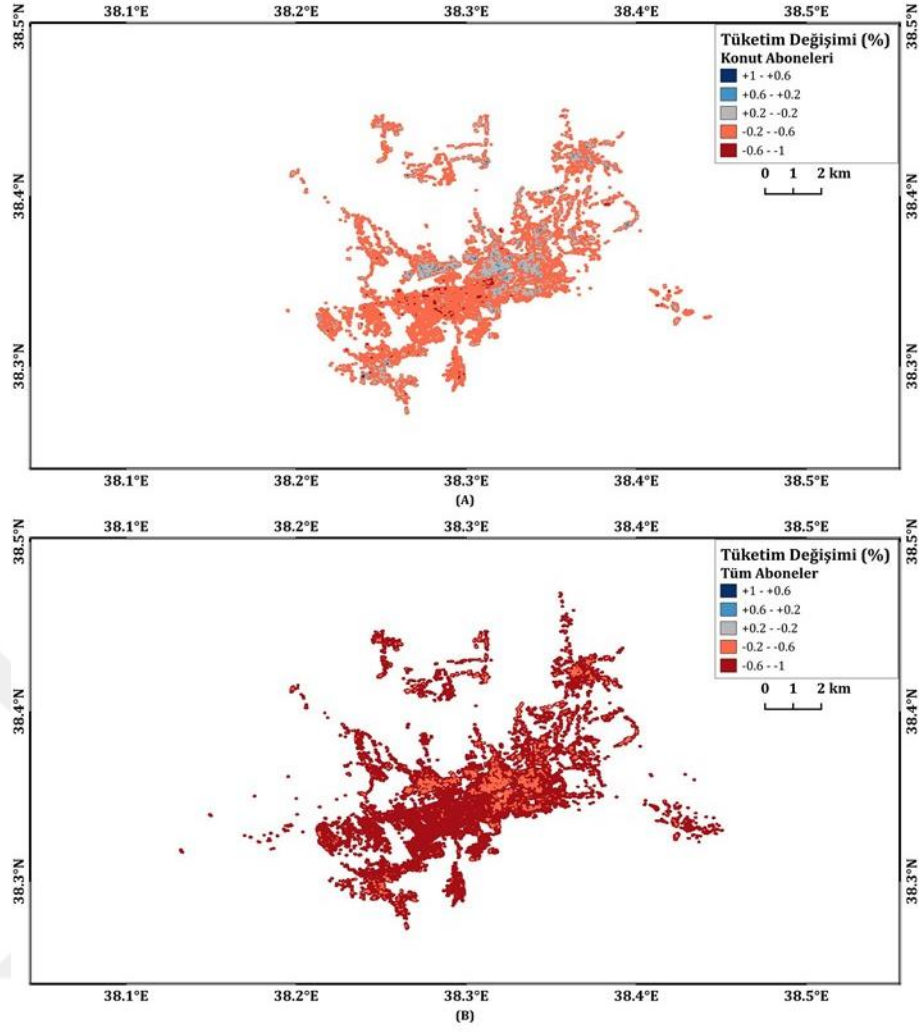
yoğunlaştırmıştır. Buna karşılık, kuzeybatıdaki kırsal/seyrek yerleşimli mahalleler iki haritada da açık tonlarda kalmış; sanayi/kamu abonelerinin yokluğu konut kaynaklı düşüşe ek bir kayıp getirmemiştir.

Bu mahalle bazlı normalizasyon, talep daralmasının mekânsal olarak eşitsiz dağıldığını ortaya koymaktadır. Konut segmentindeki toparlanma, güney kuşağındaki yüksek hasarlı mahallelerin yeniden inşası ve nüfus geri dönüşüne; toplam hacimdeki toparlanma ise merkez–doğu eksenindeki sanayi–kamu altyapısının hızla onarımına bağlıdır. Bu bulgular ışığında, dağıtım şirketinin yatırım ve bakım önceliklerini koyu tonların yoğunlaştığı mahallere yöneltmesi gerektiği söylenebilir.

Şekil 4.17’deki harita, tüketim değişimini bina bazına göstermektedir. Her bir nokta, gerçekleşen tüketim ile model tahmini arasındaki normalize sapmayı taşır ve -1 ve $+1$ aralığına ölçeklenmiştir; pozitif sapmalar (gerçek $>$ tahmin) mavi, negatif sapmalar (gerçek $<$ tahmin) kırmızı tonlarla kodlanmıştır. Noktasal gösterim, yoğunluk yüzeylerinin örüntüyü yumuşatmasına kıyasla yerel varyasyonu koruyarak kümelenme ve boşlukların ayrıntılı okunmasına olanak verir (O’Sullivan ve Unwin, 2010). Haritanın yerleşimi, lejant ve sembol hiyerarşisi, Kraak ve Ormeling’in katmanlaşma ilkeleri gözetilerek düzenlenmiştir (Kraak ve Ormeling, 2020).

Konut aboneleri için harita (Şekil 4.17-a), güneybatı ve doğu kuşaklarında koyu kırmızı kümelerin belirginleştiğini göstermektedir. Bu alanlar, ağır/orta hasarlı yapı yoğunluğu ve kalıcı göçle tutarlı bir örüntüye işaret eder. Kuzey kuşağında açık tonların baskın olması, konut tüketimindeki sapmanın görece olarak sınırlı kaldığını göstermektedir.

Tüm aboneler (konut + ticari + sanayi + kamu) için harita (Şekil 4.17-b) benzer mekânsal deseni korumakla birlikte merkez–doğu aksında koyu kırmızılar çok daha yoğunlaşmıştır. Sanayi alanları ve kamu tesislerinin uzun süre devreye girememesi, bu bölgelerde normalize sapmanın -1 ile -0.6 sınıfında kümelenmesine yol açmıştır. Bina ölçeğindeki bu görselleştirme, mahalle düzeyi bulguları ayrıntılandırarak talep şokunun mekânsal kümelerini açık biçimde ortaya koymaktadır.

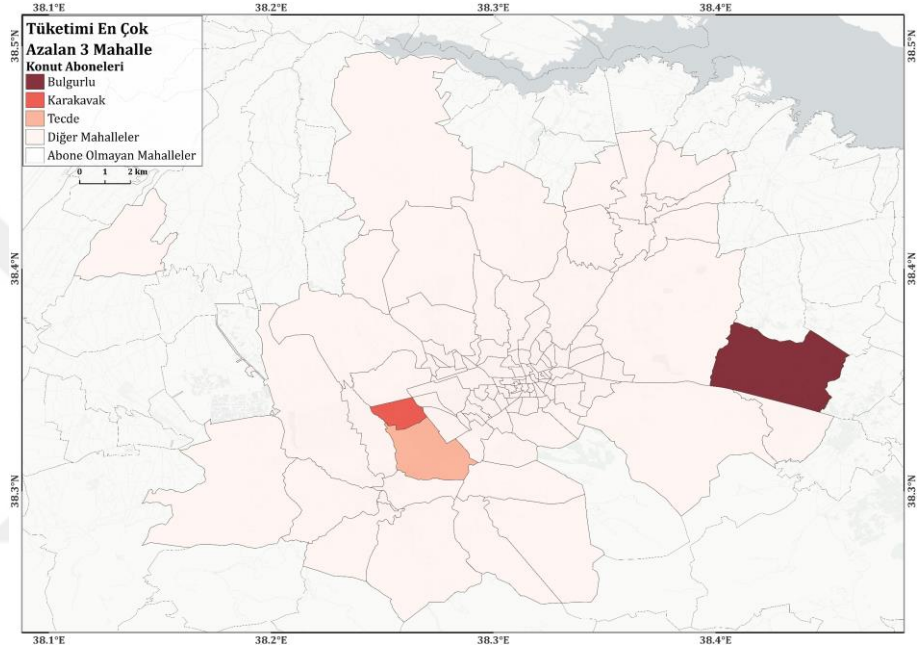


Şekil 4.17. Nokta Bazlı Normalize Tüketim Değişimi: (a) Konut Aboneleri (b) Tüm Aboneler

Şekil 4.18, deprem sonrası konut aboneleri özelinde normalize tüketim düşüşü en yüksek üç mahalleyi vurgulamaktadır: Bulgurlu, Karakavak ve Tecde. Tasarımda, az sayıda öğeyi doygun renkle öne çıkarıp fonu gri tonlarda geriye iten seçici vurgu yaklaşımı kullanılmış; bu yöntem Monmonier'in seçici dikkat ilkesine uygundur (Monmonier, 2018). Sıralama, mahalleler arası dağılımda en düşük üç normalize değere dayanmaktadır; uç değerlerin ayrıştırılması, Jiang'ın head/tail breaks yaklaşımında önerildiği gibi ağır kuyruklu dağılımlarda bilgi yoğunluğunu odak sınıfa taşır (Jiang, 2013). Renk paleti, tek-ton sıralı kırmızı skalının üç tonlu bir varyantıdır. Renk paleti ve sınıf sayısının algısal ayrışmaya etkisi, Brewer'ın renk kullanım rehberleri ve ColorBrewer çalışmalarıyla desteklenmektedir (Brewer, 2015; Harrower & Brewer, 2003).

Bu haritanın konut odaklı olması, dağıtım şirketi açısından doğrudan operasyonel ve finansal anlam taşır: Konutlar abone sayısının büyük çoğunluğunu oluşturur, kış

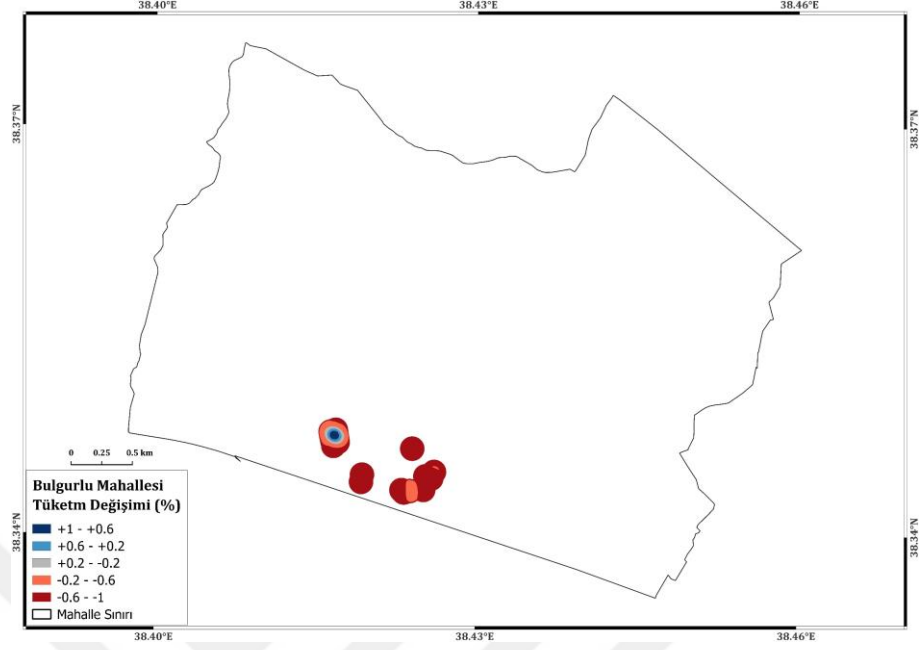
aylarında ki pik çekişler ve hat/istasyon kapasitesi belirlenmesi esasen konut abonesi için belirlenir; ayrıca faturalandırılabilir hacim, SKB/Yıllık Gelir Gereksinimi projeksiyonlarındaki en büyük belirsizlik kalemi konut tüketimidir. Bu nedenle söz konusu üç mahalledeki keskin daralma, nakit akışı, işletme yükü (açma-kapama, kontrol, kaçak/kayıp hedefleri) ve yatırım öncelikleri üzerinde orantısız etki yaratır. Odaklı gösterim, konut kaynaklı gelirin toparlanması için hızlı onarım, yeniden bağlantı, sayaç/tesisat bakımı ve dönüş programlarının önceliklendirilmesi gereken alanları işaret eder.



Şekil 4.18. Konut Aboneleri İçin Normalize Tüketimi En Çok Azalan Üç Mahalle

Şekil 4.19, Şekil 4.17'nin Bulgurlu Mahallesi'ne yakınlştırılmış görünümüdür. Güney kuşağı boyunca kümelenen koyu kırmızı noktalar, gerçekleşen tüketimin model öngörüsüne göre -0.6 ile -1.0 sınıfında kaldığını (en belirgin daralma) işaret etmektedir. Yoğunlaşma, İnönü Üniversitesi yerleşkesinin güneyindeki öğrenci yurtları ve bitişiğindeki akademisyen lojmanları çevresinde toplanmaktadır. Deprem sonrası tahliyeler, uzaktan eğitim dönemleri ve kampüs içi tesislerin uzun süre kapalı kalması bu

düşüş için olası açıklamalardır. Semboloji ve sınıf eşikleri, Şekil 4.17 ile bire bir tutarlı bırakılarak görsel karşılaştırılabilirlik korunmuştur.



Şekil 4.19. Bulgurlu Mahallesi Konut Aboneleri İçin Tüketim Değişimi

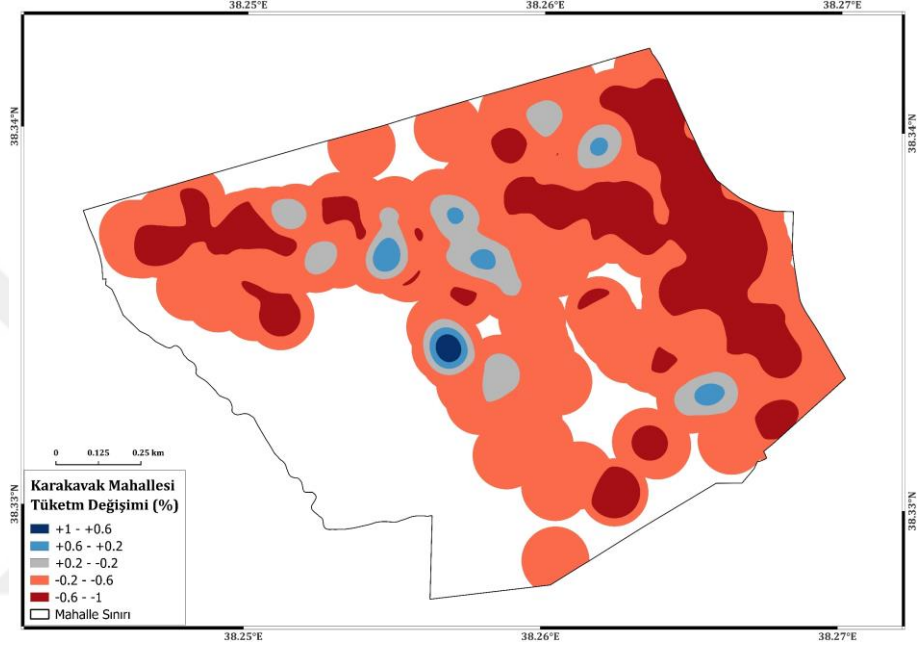
Çizelge 4.2 bu örüntüyü sayısal olarak da doğrular: bu mahallede %35 düşüş görülmektedir; bireysel kombi kullanan 28 dairede düşüş %32, mutfak-sıcak su sayaçlarında ise %24 ile daha sınırlıdır. Haritanın ortasında mavi halka ile görülen küçük odak, kampüse yakın akademisyen lojmanlarında ikametini sürmesi nedeniyle pozitif sapma üreten birkaç tesisi işaret eder. Genel olarak mahalle toplamı, model tahminine kıyasla %36 gerilemiştir.

Çizelge 4.2. Bulgurlu Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
KONUT (KOMBI - ISINMA)	11,145	16,297	-32%	28
KONUT (MERKEZİ)	112,398	175,094	-36%	10
KONUT (MUTFAK - SICAK SU)	560	738	-24%	30
Toplam	124,103	192,129	-35%	68

Şekil 4.20, Karakavak Mahallesi'nde bina ölçeğinde normalize sapmayı göstermektedir. Harita genel olarak kırmızı ağırlıklı olup, konut talebinde yaygın ve derin

bir azalışa işaret eder. Özellikle doğu sınırı boyunca uzanan şerit ile batı-kuzey kesimdeki kümelerde koyu kırmızı sınıf hakimdir; bu alanlar, deprem sonrası uzun süreli boşalma, hasar ve yer değiştirme ile uyumlu bir tüketim açığı örüntüsü sergilemektedir. Daha açık kırmızı alanlar mahallenin büyük bölümünde orta düzey düşüşün sürekliliğini gösterir. Buna karşılık merkezde açık mavi ve koyu mavi odak noktaları görülmektedir. Bu pozitif sapmalar hızlı onarım gören/az hasarlı/sağlam yeni apartman siteleri, merkezî kazan dairesinin aktif işletimi ya da geçici barınma kaynaklı yoğun kullanımla açıklanabilir.



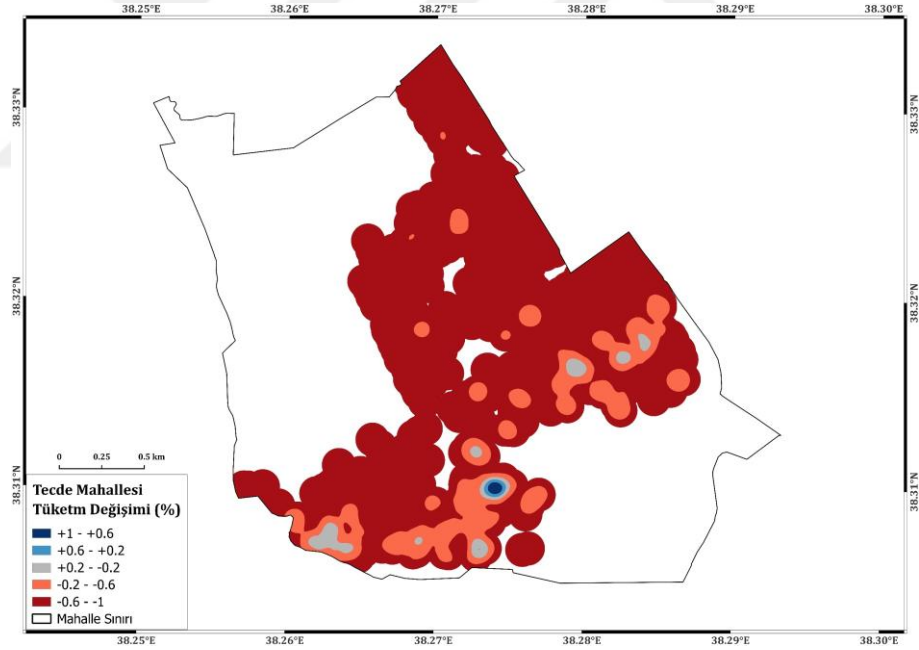
Şekil 4.20. Karakavak Mahallesi Konut Aboneleri İçin Tüketim Değişimi

Çizelge 4.3 (Karakavak) haritadaki deseni sayısal olarak doğrular. Tesisatların yaklaşık üçte birini oluşturan kombili dairelerde talep %32 azalmıştır. Merkezi ısıtmalı 168 binada düşüş %36 olup, mahalle toplam açığının %56'sı tek başına bu segmentten gelmektedir. Mutfak-sıcak su sayaçlarındaki azalma ise %20 ile daha sınırlıdır; bu durum hanelerin tamamen boşalmadığını, ancak ısınma amaçlı kullanımın keskin biçimde düştüğünü gösterir. Toplamda 3,577 konut tesisatının karma etkisi, model tahminine kıyasla %32'lük bir gerilemeye yol açmıştır (1.22 milyon m³). Dolayısıyla Karakavak'ta daralma yaygın ve belirgindir; birkaç mavi odak dışında mahalle bütününde kırmızı spektrum baskındır. Dağıtım şirketi açısından bu, bakım-kontrol ve saha ekiplerinin özellikle doğu şeridindeki koyu kırmızı alanlara öncelik vermesi gerektiğine işaret eder.

Çizelge 4.3. Karakavak Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
KONUT (KOMBI - ISINMA)	932,765	1,380,631	-32%	1,237
KONUT (MERKEZİ)	1,226,040	1,907,578	-36%	168
KONUT (MUTFAK - SICAK SU)	351,857	441,313	-20%	2,172
Toplam	2,510,662	3,729,522	-32%	3,577

Şekil 4.21, Tecde Mahallesi'nde konut ölçeğindeki normalize tüketim sapmasının neredeyse bütünüyle koyu kırmızı sınıfta yoğunlaştığını göstermektedir. Mahallenin kuzey ve orta bandında süreklilik arz eden geniş alanlar, deprem sonrası uzun süre boş kalan ya da kısmi kullanıma dönebilen merkezî sistemli yapı stoğu ile uyumludur. Güney hattında yer yer açık kırmızı alanlar ve tekil mavi mikro-odaklar görülmektedir.



Şekil 4.21. Tecde Mahallesi Konut Aboneleri İçin Tüketim Değişimi

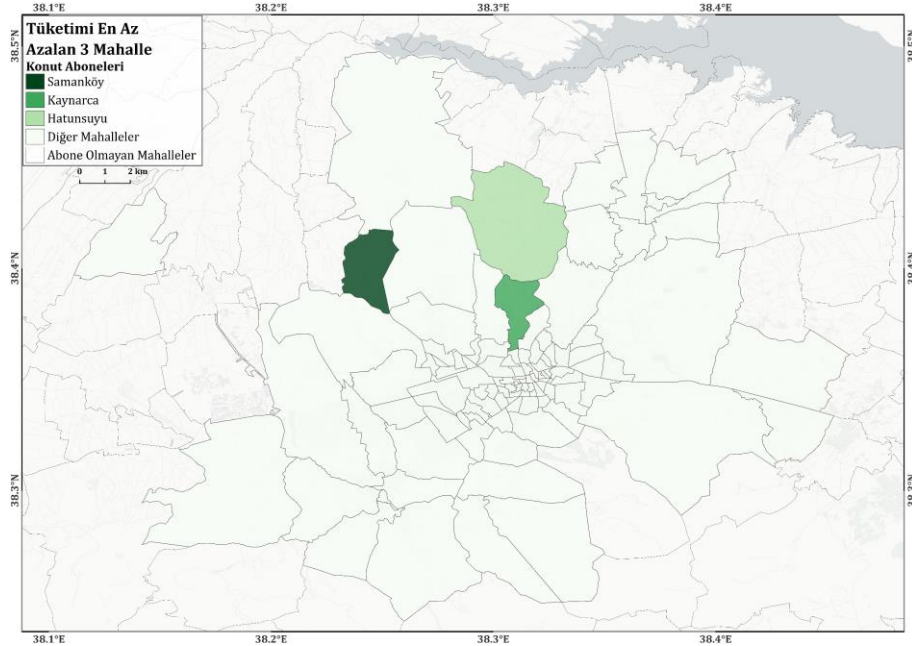
Çizelge 4.4 haritadaki deseni sayısal olarak doğrular. Merkezi ısıtmalı 347 binada beklenen 8.42 milyon m³ yerine 5.45 milyon m³ gerçekleşmiştir; bu %35'lik düşüştür. Kombili 764 binada azalma %31, mutfak-sıcak su da ise %19 ile daha sınırlıdır; bu da tam boşalma yerine kısmi geri dönüşe işaret eder. Toplamda %32'lik bir gerileme vardır.

Toplam farkın %83'ü merkezi ısıtılmalı binalardan kaynaklanır; operasyonel öncelik bu stoktur.

Çizelge 4.4. Tecde Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

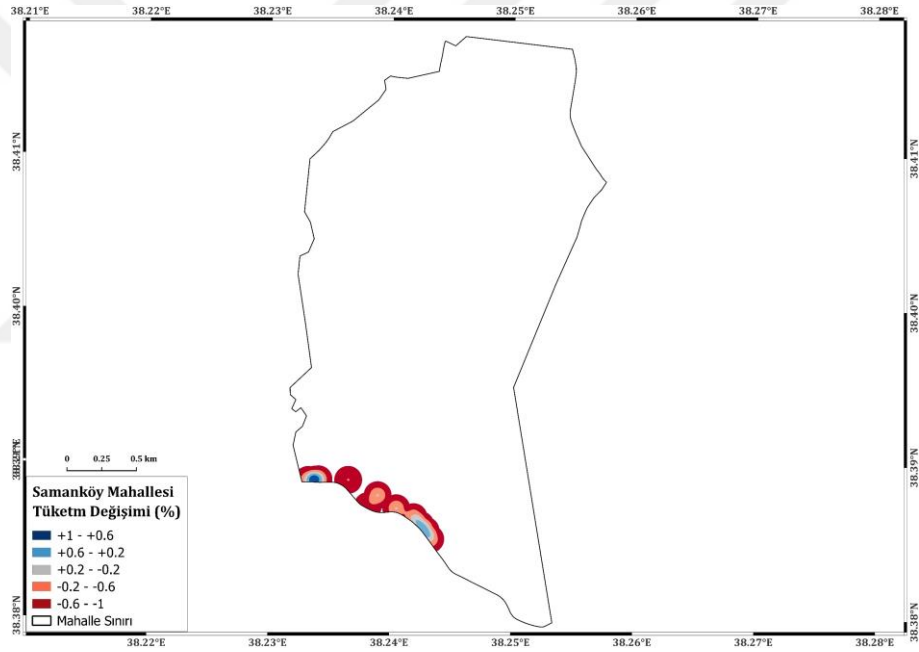
Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
KONUT (KOMBI - ISINMA)	436,236	633,020	-31%	764
KONUT (MERKEZİ)	5,449,818	8,421,756	-35%	347
KONUT (MUTFAK - SICAK SU)	1,620,234	2,017,596	-19%	7,262
Toplam	7,506,288	11,072,372	-32%	8,373

Şekil 4.22, deprem sonrası konut aboneleri için normalize tüketim düşüşü en düşük (yani modele en yakın kalan veya fazla olan) üç mahalleyi; Samanköy, Kaynarca ve Hatunsuyu göstermektedir. Bu mahallelerin ortak özellikleri; düşük kat yoğunluğu, seyrek/parsel bazlı yerleşim ve geniş boş alanlarla 'yarı-kırsal' morfolojidir. Bu yapı deseni, merkezî ısıtma payının sınırlı kalması ve bireysel kullanımın baskın olması nedeniyle, kalıcı konut dışı göçten ve toplu tahliyelerden görece az etkilenmiş görünmektedir; bu nedenle tüketim sapması kent ortalamasına göre daha küçüktür. Seçim, mahalleler arası dağılımda en düşük üç normalize sapma değerine dayanmaktadır; haritadaki yeşil sıralı palet "daha az düşüş"ü, gri arka plan ise diğer mahalleleri gösterir.



Şekil 4.22. Konut Aboneleri İçin Normalize Tüketimi En Az Azalan Üç Mahalle

Şekil 4.23, Samanköy Mahallesi’nde konut abonelerinin büyük ölçüde mahallenin güney şeridi boyunca kümелendiğini ve deprem sonrası tüketim sapmasının sınırlı kaldığını göstermektedir. 6360 sayılı Kanun sonrasında mahalle statüsü kazanan Samanköy’ün kuzey ve orta kesimleri ağırlıklı tarımsal parsellerden oluştuğu için yapı yoğunluğu düşüktür; doğal gaz şebekesi de bu nedenle yalnızca güneydeki yerleşik kuşağa kadar uzanmaktadır. Bu morfoloji ve abone kompozisyonu (merkezî ısıtma payının düşük, bireysel kullanımın yüksek olması), kalıcı tahliye/uzun süreli kapatma etkilerinin sınırlı kalmasına ve tüketimin model öngörüsüne yakın seyretmesine yol açmıştır. Gözlenen az sayıdaki mavi tonlar, hane geri dönüşü ya da hasarsız binalarda normalleşen ısınma davranışları ile uyumludur; kırmızı tonlar ise kısmi kullanım veya geçici terk dönemlerini işaret etmektedir.



Şekil 4.23 Samanköy Mahallesi Konut Aboneleri İçin Tüketim Değişimi

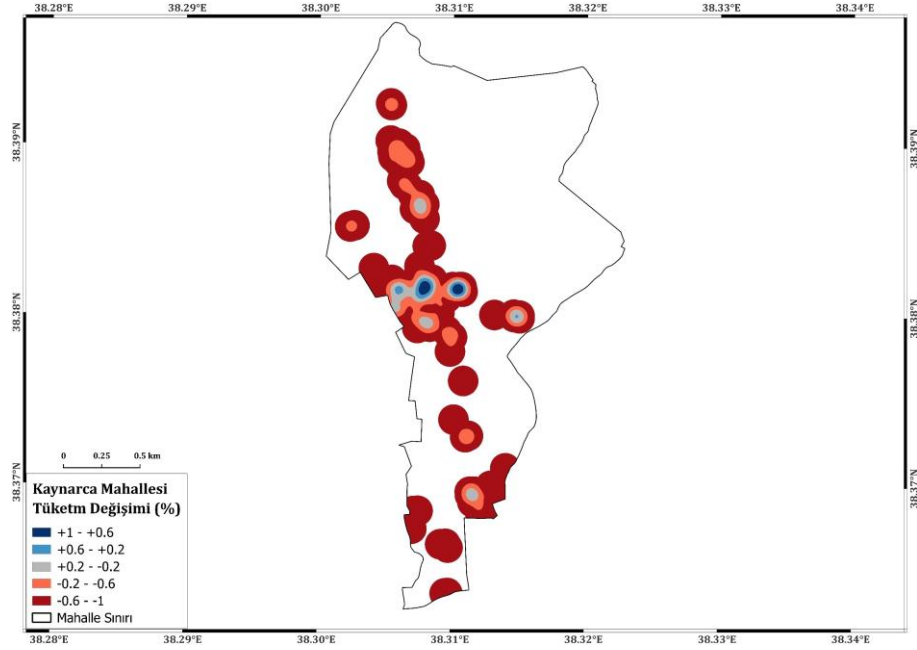
Çizelge 4.5’e göre 16 kombi tesisatının gerçekleşen tüketimi 117 m³, model tahmini 149 m³ olup sapma %21 düzeyindedir. Düşük kat yoğunluklu, müstakil yapı ağırlıklı doku ve kuzey kuşağındaki konum, ağır hasar riskini azaltmış; hanelerin önemli bölümü kısa sürede konutlarına dönebildiğinden tüketim, beklenen seviyeye yakın seyretmiştir. Ancak örneklem büyüklüğü küçük (Tesisat sayısı=16) olduğundan, bu mahallenin sonuçları büyük ölçekli yerleşimlere kıyasla ihtiyatla yorumlanmalıdır. Dağıtım şirketi açısından Samanköy, gelir etkisi sınırlı ve işletme önceliği düşük bir alan

olup, rutin bakımın sürdürülmesi ve talebe bağlı mikro-genişletmelerin değerlendirilmesi yeterlidir.

Çizelge 4.5. Samanköy Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
KONUT (KOMBI - ISINMA)	117	149	-21%	16

Şekil 4.24, Kaynarca Mahallesi'nde konut bazında normalize tüketim sapmasının mekânsal dağılımını göstermektedir. Harita, mahalle merkezinde küçük bir pozitif küme (açık/koyu mavi) ve bunun çevresinde geniş, kesintisiz bir negatif alan (turuncu-koyu kırmızı) desenini ortaya koymaktadır. Bu örüntü, merkez aksında hızlı yeniden yerleşim/işletim sinyaline, kuzey ve güney uçlardaki daha seyrek, düşük katlı konut dokusunda ise kısmi kullanım/geri dönüş gecikmesi olasılığına işaret eder. Dağıtım şirketi, merkezde pozitif kümelerin bulunduğu adalarda rutin işletme ve basınç izleme ile yetinirken, çevredeki koyu kırmızı koridorlarda hat devreye alma kontrolleri, sızıntı taraması ve hasarlı bina kontrollerine öncelik verebilir. Ayrıca abone geri dönüş oranları ve mevsimsel ısınma başlangıçları izlenerek bu alanlar için hedef müşteri planlaması yapılmalıdır.



Şekil 4.24. Kaynarca Mahallesi Konut Aboneleri İçin Tüketim Değişimi

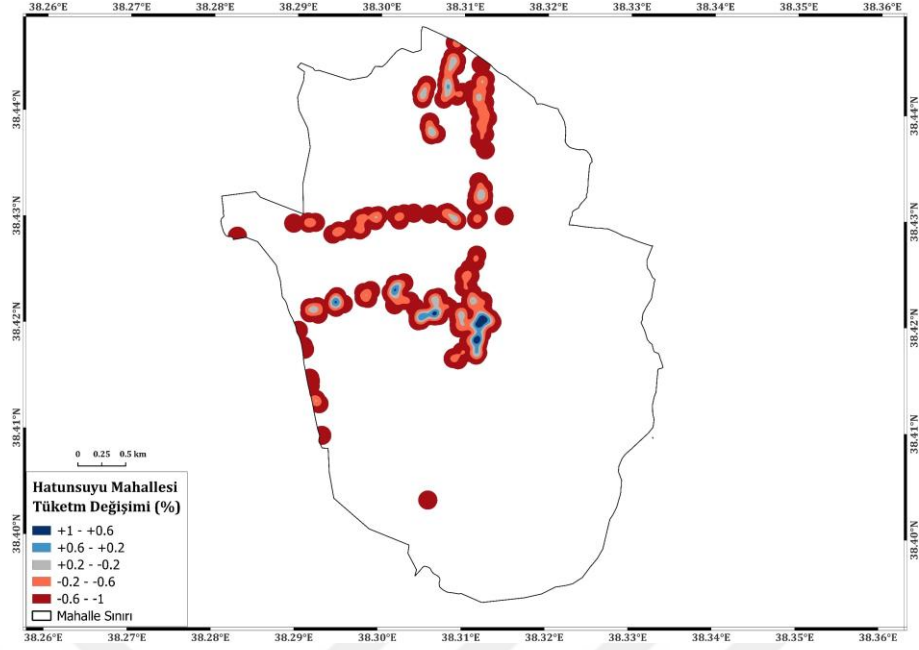
Çizelge 4.6 verilerine göre Kaynarca'da 240 konut tesisatının toplam gerçekleşen tüketimi 70,048 m³, model öngörüsü ise 89,384 m³ olup bu yaklaşık %22'lik bir azalmaya karşılık gelmektedir. En belirgin düşüş 185 kombili tesisatta görülmüş ve tahminin %24 altında kalmıştır. 7 merkezi ısıtmalı blokta kayıp %18, 48 mutfak-sıcak su sayacında ise %12 ile sınırlıdır. Bu dağılım, ısınma amaçlı talebin (kombi/merkezi) ikamet kaybı ve hasara daha duyarlı, temel kullanımların (pişirme-sıcak su) ise görece dirençli kaldığını göstermektedir. Şekil 4.24'te merkezde görülen sınırlı mavi odaklar, bazı yeni/hasarsız sitelerde normalleşmeye işaret ederken; kuzey ve güney uçlardaki kırmızı yoğunluk, seyrek ve tek/az katlı dokuda talebin hâlen zayıf seyrettiğini doğrulamaktadır.

Çizelge 4.6. Kaynarca Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
KONUT (KOMBI - ISINMA)	53,096	69,739	-24%	185
KONUT (MERKEZİ)	4,389	5,376	-18%	7
KONUT (MUTFAK - SICAK SU)	12,563	14,269	-12%	48
Toplam	70,048	89,384	-22%	240

Şekil 4.25, Hatunsuyu Mahallesi'nde konut ölçeğinde normalize tüketim sapmasını göstermektedir. Noktaların büyük bölümü turuncu sınıflarda yer alır; bu, deprem sonrası ısınma amaçlı kullanımın model öngörüsüne göre belirgin biçimde düşük seyrettiğini gösterir. Harita üzerinde iki lineer küme dikkat çeker: kuzeydeki ana cadde aksı ve batı-orta kesimdeki paralel sokak dizisi. Bu koridorlar boyunca aralıklı görülen mavi odaklar, hasarsız ya da hızla onarılan küçük apartman bloklarında erken normalleşmeye işaret eder.

Hatunsuyu'nun 6360 sayılı yasa öncesi belde statüsü ve buna bağlı görece daha gelişmiş altyapısı, şebeke erişiminin Kaynarca ve Samanköy gibi yarı-kırsal mahallere kıyasla daha yaygın olmasını açıklamaktadır; bu nedenle mekânsal desen, kesintisiz yerleşim koridorları boyunca belirginleşmektedir. Uygulama açısından, turuncu-kırmızı yoğunluklu kesimler (-0.2 ve altı) geri dönüşün yavaş olduğu alanları; mavi alanlar ise talebin hızla toparlandığı cepleri işaret eder ve bakım-izleme önceliklerinin planlanmasında yol göstericidir.



Şekil 4.25. Hatunsuyu Mahallesi Konut Aboneleri İçin Tüketim Değişimi

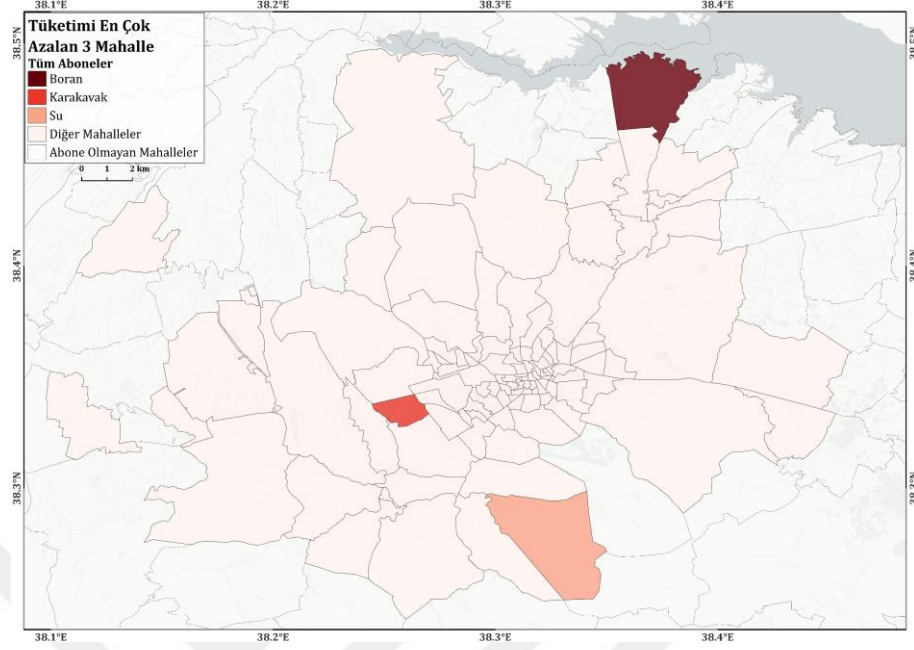
Çizelge 4.7'e göre model ısıtma amaçlı tüketimi 20,888 m³ öngörürken gerçekleşen 15,627 m³ olmuştur; bu da yaklaşık %25'lik bir azalmaya karşılık gelir. Yani Hatunsuyu, Karakavak ve Tecde'ye kıyasla daha sınırlı; Samanköy'den ise daha belirgin bir daralma yaşamıştır. Bu sonuç, haritadaki turuncu yoğunluk ve hat kümeleri boyunca görülen küçük mavi odaklarla uyumludur.

Çizelge 4.7. Hatunsuyu Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
KONUT (KOMBI - ISINMA)	15,627	20,888	-25%	344

Şekil 4.26, konut-ticari-sanayi-kamu abonelerinin tamamını içerecek şekilde normalize edilmiş tüketim sapmasına göre en büyük daralmayı yaşayan üç mahalleyi vurgular: Boran, Karakavak ve Su. Sıralama, mahallelerin ortalama normalize sapma değerlerinin (0–1 aralığı, negatif yön) en düşük üç değeri üzerinden yapılmıştır; böylece farklı abone tiplerinin karma etkisi tek bir karşılaştırılabilir ölçekte toplanmıştır. Tasarımda seçici vurgu yaklaşımı benimsenmiş, üç mahalle doygun kırmızısının tonlarıyla öne çıkarılırken diğer mahalleler düşük kontrastlı gri-beyaz fonda bırakılmıştır. Haritadaki desen, özellikle Boran'da daralmanın kent bütününe kıyasla belirgin biçimde yüksek olduğunu; Karakavak ve Su'da ise yaygın ama görece daha ılımlı bir düşüş bulunduğunu göstermektedir. Operasyonel açıdan bu üç mahalle, saha kontrolü, şebeke

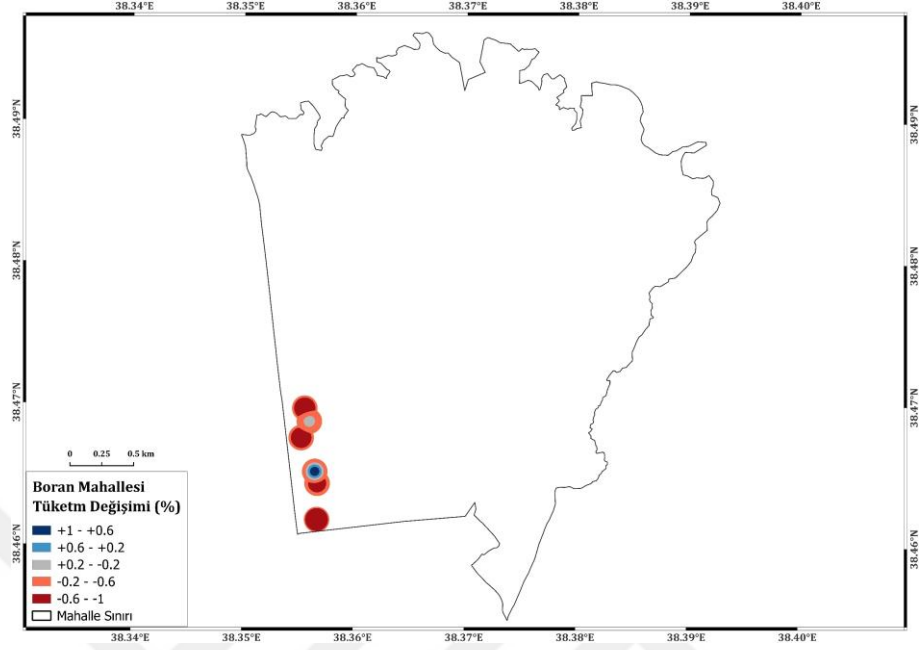
devreye alma, yeniden yapım ve müşteri iletişimi önceliklendirmesinde ilk sırada ele alınmalıdır.



Şekil 4.26. Tümü Aboneler İçin Normalize Tüketimi En Çok Azalan Üç Mahalle

Şekil 4.27, Boran Mahallesi'nde (tümü aboneler) tüketim sapmasının tek bir koridor boyunca yoğunlaştığını göstermektedir. Mahallenin büyük kısmı tarım arazisi olduğundan doğal gaz tüketimi yaygın olmamakla beraber; mevcut yalnızca 7 tesisatın tamamı, Malatya Turgut Özal Üniversitesi kampüs aksında sıralanmaktadır. Bu mekânsal yoğunlaşma, deprem sonrası dönemde gaz talebindeki düşüşün az sayıda ama etkisi yüksek aboneden kaynaklandığını düşündürür. Nitekim küçük örneklem büyüklüğü (7 tesisat), mahalle ortalamasını tek bir büyük tüketicinin (ör. merkezi kazan, yemekhane/yurt, kamu tesisi) davranışına duyarlı hâle getirir; bu nedenle normalize sapma değeri volatildir. Haritada görülen birkaç mavi odak (pozitif sapma), aks üzerindeki sınırlı sayıda yapıların hızla faaliyete geçtiğini; buna karşılık genel desenin

koyu kırmızı oluşu, koridordaki kurumsal/konut kullanımlarının önemli bölümünde -0.6 ile -1 bandında kalıcı bir daralma yaşandığını işaret etmektedir.



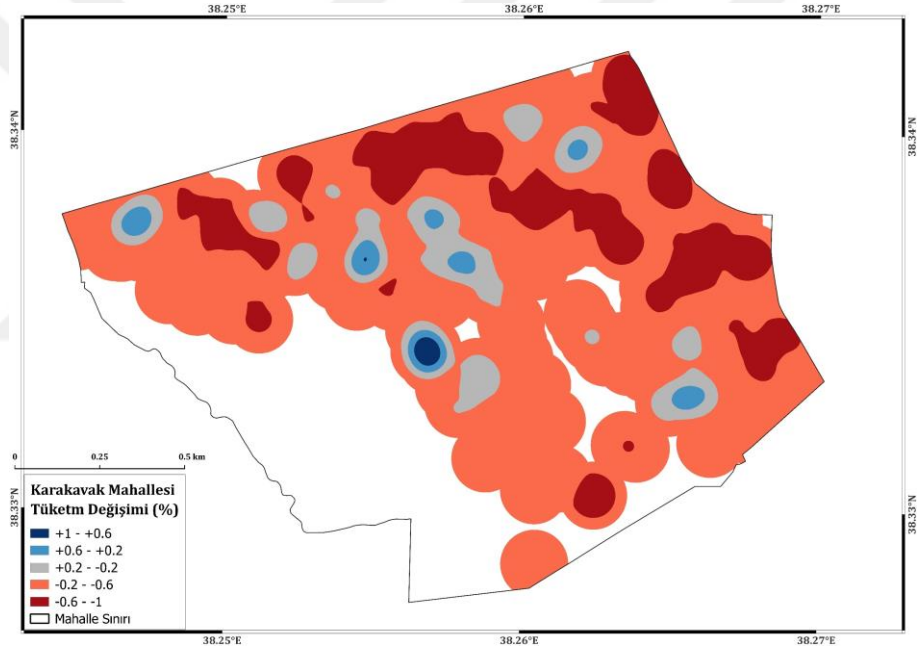
Şekil 4.27. Boran Mahallesi Tüm Aboneler İçin Tüketim Değişimi

Çizelge 4.8'e göre en büyük tüketim grubu olan resmî eğitim kurumlarının payı modelde %98, gerçekleşende %97 civarındadır. Deprem sonrası uzaktan eğitime geçişle bu grupta tüketim %35 azalmıştır. Diğer alt gruplarda kayıp sınırlıdır; resmî daire (ısınma) %20, resmî daire (üretim) %9 düşerken, tek bir ticari üretim abonesinde %6 artış görülmüştür. Toplam düşüş %34 seviyesindedir.

Çizelge 4.8. Boran Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m³)	Tahmin Tüketim (m³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
RESMÎ DAİRELER (ISINMA)	184	231	-20%	1
RESMÎ DAİRELER (ÜRETİM)	2,426	2,653	-9%	1
RESMÎ EĞİTİM KURUMLARI	137,698	212,017	-35%	4
TİCARİ İŞLETME (ÜRETİM)	1,540	1,452	+6%	1
Toplam	141,848	216,353	-34%	7

Şekil 4.28 Karakavak Mahallesi’ndeki tüketim değişimini göstermektedir. Harita, konut ağırlıklı dokunun büyük bölümünün koyu kırmızı/turuncu tonlara büründüğünü ortaya koyar; bu da model öngörüsüne kıyasla yaygın ve derin bir daralma olduğunu teyit eder. Şekil 4.20’deki konut-odaklı desen burada da sürmektedir: doğu sınırı boyunca uzanan bloklar, kuzeybatıdaki eski siteler ve orta-batı şeridindeki apartman kuşağı en yüksek negatif sapmayı sergilemektedir. Buna karşılık, harita üzerinde yer yer beliren açık mavi odaklar dikkat çekicidir; bu lokal pozitif sapmalar, depremde hasar almamış ya da hızla onarılan nitelikli konut siteleri ile kısmen hizmete devam eden küçük ticari/sağlık birimlerini işaret edebilir. Ancak bu sınırlı adacıklar, kırmızı baskın alanların yarattığı genel talep düşüşünü telafi etmeye yetmemekte; mahalle, tüm aboneler düzeyinde de “yüksek kayıp” kategorisinde kalmaktadır.



Şekil 4.28. Karakavak Mahallesi Tüm Aboneler İçin Tüketim Değişimi

Çizelge 4.9, 2023 fiilî doğal gaz kullanımının model öngörüsüne göre yaklaşık üçte bir (%32) gerilediğini gösterir. Böylece Karakavak, tüm abone grupları birlikte değerlendirildiğinde yüksek kayıp yaşayan mahallelerden biri olarak öne çıkar. Düşüş konut tarafında da belirgindir: kombili dairelerde %32, merkezi ısıtmalı konutlarda %36. Merkezi sistemli bloklardaki daha büyük sapma, toplu konut sitelerinin daha uzun süre devre dışı kaldığına işaret eder. Mutfak–sıcak su sayaçlarında kayıp %20 ile sınırlıdır; bu, sınırlı bir nüfusun temel tüketimlerinin sürdüğünü düşündürür. Kamu ve belediye binalarında %36, resmî eğitim kurumlarında %33 düşüş, geçici taşınma / uzaktan hizmet

düzenine uyumludur. Özel eğitim %37, özel sağlık %26 gerilemiştir; sağlıkta daha ılımlı düşüş kısmi hizmete dönüşle uyumludur. İbadethane (%38) ve vakıf-hayır kurumları (%36) da belirgin azalış göstermektedir. Ticari üretim aboneleri %15 ile nispeten dirençliyken, ısınma amaçlı ticari abonelerde %31 kayıp, ofis ve hizmet işyerlerinin düşük kapasiteyle çalıştığını düşündürür.

Çizelge 4.9. Karakavak Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
BELEDİYE VE KURUMLARI	49,715	77,710	-36%	8
İBADETHANELER	2,657	4,254	-38%	3
KONUT (KOMBİ - ISINMA)	932,765	1,380,631	-32%	1,237
KONUT (MERKEZİ)	1,226,040	1,907,578	-36%	168
KONUT (MUTFAK - SICAK SU)	351,857	441,313	-20%	2,172
ÖZEL EĞİTİM KURUMLARI	17,701	28,295	-37%	3
ÖZEL SAĞLIK KURUMLARI	124,604	169,106	-26%	2
RESMİ DAİRELER (ISINMA)	62,895	96,913	-35%	10
RESMİ DAİRELER (ÜRETİM)	2,080	2,510	-17%	4
RESMİ EĞİTİM KURUMLARI	79,570	118,418	-33%	9
TİCARİ İŞLETME (ISINMA)	28,951	42,025	-31%	58
TİCARİ İŞLETME (ÜRETİM)	87,525	102,744	-15%	26
VAKIF - HAYIR KURUMU	5,091	7,942	-36%	2
Toplam	2,971,451	4,379,439	-32%	3,702

Şekil 4.29, tüm aboneler için normalize tüketim sapmasını nokta düzeyinde göstermektedir. Yerleşim, mahallenin kuzeybatı ucunda dar bir koridorda yoğunlaşmakta; alanların büyük bölümü tarım/boş alan olduğundan doğal gaz aboneliği bulunmamaktadır. Koridorda koyu kırmızı-turuncu tonların baskınlığı, gerçekleşen tüketimin model öngörüsüne göre yaygın biçimde negatif seyrettiğini (çoğunlukla -0.6 ile -1 aralığı) ortaya koyar. Mavi/nötr odaklar ise hasarsız ya da hızlıca devreye giren az sayıdaki yapı veya tesisin beklenenin üzerinde tüketime ulaştığını gösterir.



Şekil 4.29. Su Mahallesi Tüm Aboneler İçin Tüketim Değişimi

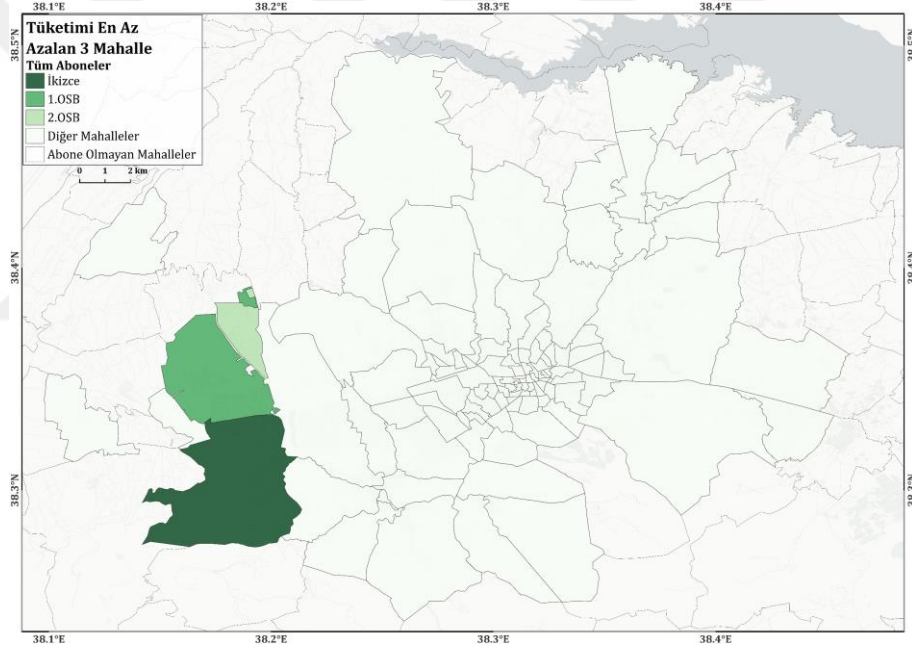
Mahallenin toplam 178 tesisatının %96.6'sını (172 adet) kombi-ısıtmalı konutlar oluşturuyor. Bu ana segmentte gerçekleşen tüketim 86.162 m³, model öngörüsünün %32 altında kalmıştır. Resmî daire (ısınma) ve resmî eğitim sayaçlarındaki düşüşler sırasıyla %34 ve %35 olup, binaların kısmi kullanım/kapalı kalma dönemleriyle tutarlıdır fakat “yarısına dahi ulaşmama” düzeyinde değildir. Ticari üretim kategorisindeki iki sayaç modelle neredeyse başa baş çalışmış ticari ısınma sayacındaki gerileme ise %16'dır. Toplamda Su Mahallesi tüketimi modelin %32 altında gerçekleşmiştir. Bu sonuç, mahallenin depremde konut-odaklı ve orta şiddette etkilendiğini; küçük ölçekli üretim faaliyetlerinin ise sürekliliğini koruduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.10. Su Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
KONUT (KOMBİ - ISINMA)	86,162	126,893	-32%	172
RESMİ DAİRELER (ISINMA)	1,413	2,139	-34%	2
RESMİ EĞİTİM KURUMLARI	4,785	7,316	-35%	1
TİCARİ İŞLETME (ISINMA)	21	25	-16%	1
TİCARİ İŞLETME (ÜRETİM)	1,070	1,075	0%	2
Toplam	93,451	137,448	-32%	178

Şekil 4.30, tüm abone türleri (konut+ticari+sanayi+kamu) için normalize tüketim düşüşü en sınırlı olan üç mahalleyi göstermektedir: İkizce, 1. OSB ve 2. OSB. Seçim, mahalleler arası dağılımda en az negatif üç normalize değere dayanmaktadır. Harita, “odak–arka plan” yaklaşımıyla tasarlanmıştır; hedef mahalleler sıralı yeşil tonlarla vurgulanırken diğerleri griye çekilmiştir.

Üç mahallenin de kentin batı sanayi koridorunda toplanması, sanayi yüklerinin deprem sonrası görece hızlı devreye girebildiğini ve toplam tüketimdeki düşüşü sınırladığını düşündürür. Bu tablo; üretim sürekliliğini koruma çabası, kurumsal tesislerin hızla güvenlik kontrollerinden (basınç-kaçak testleri vb.) geçirilerek yeniden gazlandırılması ve konuta kıyasla ısı/üretim süreçlerine duyarlı talep esnekliğinin düşük olması gibi etmenlerle uyumludur. Jeolojik/zemin koşullarının da rolü olabilir.

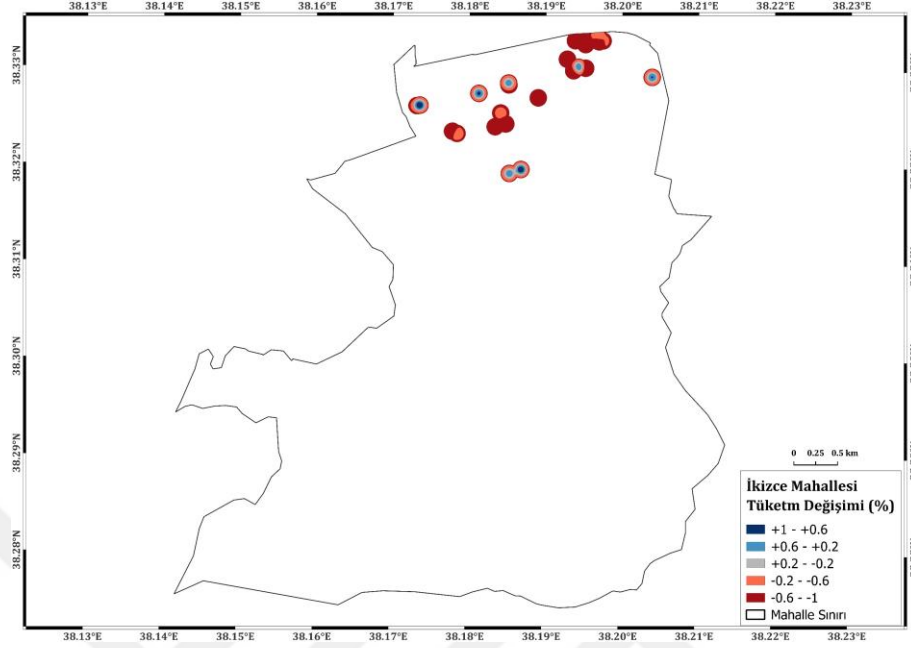


Şekil 4.30. Tüm Aboneler İçin Normalize Tüketimi En Az Azalan Üç Mahalle

Şekil 4.31, İkizce Mahallesi’nde tüm abone grupları için normalize tüketim sapmasını bina noktaları üzerinde göstermektedir. Noktaların kuzey bantta kümelenmesi, doğal gaz şebekesi ve aboneliklerin ağırlıkla sanayi koridorunda toplandığını; güney kesimde nokta görülmemesi ise bu alanın yerleşim/tesis açısından sınırlı olduğu şeklinde yorumlanabilir.

Kuzeydeki noktaların önemli bir bölümü negatif sapma (kırmızı tonlar) gösterse de, mavi kesimler üretimin hızla devreye alındığı veya kesintisiz üretime devam eden işletmeleri işaret eder. Bu lokal pozitif sapmalar ve yüksek tüketimli birkaç tesisin görece hızlı

toparlanması, mahalle toplamındaki düşüşün genele göre daha sınırlı kalmasını açıklamaktadır.



Şekil 4.31. İkizce Mahallesi Tüm Aboneler İçin Tüketim Değişimi

Çizelge 4.11'e göre İkizce Mahallesi'nde toplam tüketim, model öngörüsüne kıyasla %5 azalmıştır. Daralmanın kaynağı belirgin biçimde ısıtma odaklı aboneliklerdir: Konut (kombi) %32, resmî daireler (ısınma) %32 ve ticari işletme (ısınma) %36 düşmüştür. Buna karşılık üretim odaklı sayaçlar mahalle toplamını dengelemiştir: resmî daireler (üretim) %6 artmış, ticari üretim ise %1 ile neredeyse sabit kalmıştır. Belediye ve kurumlar %9 ile sınırlı bir gerileme gösterirken, tek sayaçtan oluşan ibadethaneler grubundaki %37'lik düşüş, gözlem sayısının çok düşük olması nedeniyle temkinli yorumlanmalıdır

Çizelge 4.11. İkizce Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
BELEDİYE VE KURUMLARI	970,643	1,069,990	-9%	7
İBADETHANELER	779	1,238	-37%	1
KONUT (KOMBİ - ISINMA)	7,337	10,783	-32%	6
RESMÎ DAİRELER (ISINMA)	80,363	118,922	-32%	7
RESMÎ DAİRELER (ÜRETİM)	342,852	323,158	+6%	2
TİCARİ İŞLETME (ISINMA)	30,245	47,036	-36%	3
TİCARİ İŞLETME (ÜRETİM)	1,661,900	1,671,726	0%	7
Toplam	3,094,119	3,242,853	-5%	33

Çizelge 4.12'ye göre tek bir ana tesisat üzerinden okunan tüketim, deprem sonrası dönemde yaklaşık %9'luk sınırlı bir daralmaya işaret ediyor. Bu büyüklük, üretimin kısmi duruşlar/azaltılmış vardiyalar ve güvenlik kontrolleri ile kısa sürede yeniden devreye girdiğini düşündürür.

Çizelge 4.12. 1.OSB Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
ORGANİZE SANAYİ BÖLGESİ (OSB)	37,362,247	41,159,127	-9%	1

2. OSB'de düşüş %12 düzeyine çıkarak 1. OSB'ye kıyasla daha belirgin bir yavaşlamaya işaret ediyor. Bu fark; hasar onarımlarının daha uzun sürmesi, tedarik zinciri aksamaları veya enerji yoğun süreçlerin daha yüksek payından kaynaklanabilir.

Çizelge 4.13. 2.OSB Mahallesi Gerçek Tüketim ve Tahmin Tüketim Değerleri

Abone Tipi	Gerçek Tüketim (m ³)	Tahmin Tüketim (m ³)	Değişim (%)	Tesisat Sayısı
ORGANİZE SANAYİ BÖLGESİ (OSB)	10,829,010	12,320,709	-12%	1

Çizelge 4.15–4.17’de sunulan finansal gerçekleştirmeler, harita temelli analizlerin ortaya koyduğu mekânsal daralma desenleriyle uyumludur. Öncelikle, toplam fiili satış hacmi 2023’te 246,6 milyon m³’te kalmış (Çizelge 4.1), bu da öngörülen hacme kıyasla %25’lik bir düşüşe işaret etmektedir. Ancak gelir tarafındaki kayıp daha derindir: satış gelirleri –%38 (Çizelge 4.15). Bu asimetri, yüksek marjlı konut ve kamu segmentlerindeki keskin daralmanın (Şekil 4.16–4.22) ciro üzerindeki kaldırıcı etkisinden kaynaklanmaktadır. Nitekim konut-yoğun mahallelerde (ör. Karakavak, Tecde, Su) normalize tüketim düşüşlerinin koyu kırmızı kümelerle geniş alanlara yayıldığı görülmektedir (Şekil 4.20–4.21, 4.29); bu mahallelerde kombi/merkezî ısınma sayaçlarındaki kayıplar %45–%56 bandına kadar çıkmıştır.

Buna karşılık, sanayi omurgası görece daha dirençli kalmıştır: batı yakasındaki OSB koridorunda daralma tek haneli/alt-çift haneli seviyelerde sınırlı kalmış (Şekil 4.30–4.31); tek sayaçlı OSB mahallelerinde gerçekleşen düşüş –%9 (1. OSB) ve –%12 (2. OSB) olarak ölçülmüştür (Çizelge 4.12–4.13). Haritalarda mavi/ nötr sapmaların sanayi aksında kümelenmesi (Şekil 4.31) üretimin hızla devreye alabildiğini gösterirken, konut/kamu eksenli çekirdekteki koyu kırmızı desenler (Şekil 4.17–4.21, 4.29) gelir tabanını aşağı çekmiştir. Sonuçta, bütçelenen gelire erişebilmek için ortalama ~+4,6 ₺/m³’lük ($\approx$ %60 tarife artışına denk) birim fiyat gerekmektedir.

Sistem kullanım bedeli (SKB) gelirleri de –%29 sapmayla şebekenin sabit maliyetlerini karşılamayı zorlaştırmıştır (Çizelge 4.15). Mekânsal bulgular bu tabloyu açıklar niteliktedir: merkez-doğu ekseninde kamu/ eğitim/ sağlık tesislerinin uzun süre devreye dönememesi (Şekil 4.17-b, 4.28–4.29) hat başına sabit giderlerin düşük yük faktörü ile taşınmasına yol açmış; birim işletme gideri 0,39 ₺/m³ ‘den 0,70 ₺/m³ yükselmiş, sabit gider yükü yaklaşık %80 artmıştır.

Çizelge 4.14. Dağıtım Şirketi Bütçe Öngürüsü

Gelir Kalemi	2023 Tahmini (₺)	2023 Gerçekleşen (₺)	Fark (₺)	Değişim (%)
Satış Gelirleri	2,613,029,205	1,611,433,116	-1,001,596,089	-38%
Sistem Kullanım Bedeli Gelirleri	211,168,556	149,880,471	-61,288,085	-29%
Taşıma Gelirleri	1,189,055	1,170,688	-18,367	-2%
Toplam Tüketim Gelirleri	2,825,386,816	1,762,484,255	-1,062,902,561	-38%

Kârlılık tarafında, vergi öncesi kâr beklentisi (~25 mn ₺) –144 mn ₺ fiilî zarara dönmüş (fark 169 mn ₺) ve nakit bazlı bakıldığında dahi amortisman hariç sonuç –39 mn ₺ ile negatif kalmıştır (Çizelge 4.16). Bu, aylık ≈12 mn ₺ likidite tüketimi anlamına gelir. Haritalardaki derin kırmızı bölgeler (Şekil 4.18–4.21, 4.26–4.29), marjı yüksek konut/kamu tesisatlarının yoğunlaştığı sahalarla çakışmakta; bu da gelir kompozisyonundaki kaymayı ve zararın derinliğini açıklamaktadır.

Çizelge 4.15. Dönem Karı/Zararı

Kalem	2023 Tahmini (₺)	2023 Gerçekleşen (₺)	Fark (₺)	Değişim (%)
Vergi Öncesi Kar / Zarar	25,410,617	-144,085,961	-169,496,578	-667%
Dönem Karı / Zararı	20,003,025	-144,085,961	-164,088,986	-820%
Amortisman Hariç Dönem Karı / Zararı	94,672,157	-39,385,064	-134,057,221	-142%

Operasyonel verimlilik göstergeleri de aynı yönde bozulmuştur: EBITDA/Net Satışlar hedef %6 iken –%3’e gerilemiş; EBITDA/Brüt Kâr oranı –32 puan saptmıştır (Çizelge 4.17). Bu bulgu, mekânsal olarak yeniden devreye giremeyen (koyu kırmızı) konut-kamu çekirdeğinin (Şekil 4.17–4.21, 4.29) düşük kapasiteyle çalışan şebeke üzerinde yarattığı verim kaybını sayısallaştırır.

Çizelge 4.16. Ebdita Net Satış ve Brüt Kar Karşılaştırması

Kalem	2023 Tahmini (%)	2023 Gerçekleşen (%)	Fark (%)
Ebdita / Net Satışlar (%)	6%	-3%	-9%
Ebdita / Brüt Kar (%)	57%	25%	-32%

Sonuç olarak, amortisman hariç kârın dahi negatif olması, şirketin gerçek nakit yaratma kapasitesinin bütçe beklentilerinin çok gerisinde seyrettiğini teyit etmektedir. Bu durumu, Şekil 4.16–4.31’in gösterdiği mekânsal eşitsiz daralma, Çizelge 4.15–4.17’deki gelir-kârlılık bozulması açıklamaktadır: konut/kamu çekirdeğinde derin negatif sapmalar ciro ve marjları aşağı çekerken, OSB koridorunun görece dayanıklılığı toplam düşüşü sınırlamakla birlikte finansal tabloyu kurtarmaya yetmemiştir. Tarife/sübvansiyon desteği ve harita-yönlendirmeli saha önceliklendirmesi olmaksızın, likidite baskısının gelecek çeyreklerde artması kuvvetle muhtemeldir.

5.SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1. Sonuçlar

Bu tez çalışmasında, Malatya ili özelinde 2023 yılı doğal gaz tüketimi konumsal olarak modellenmiş ve deprem gibi beklenmedik doğal afetlerin tüketim davranışları üzerindeki etkileri incelenmiştir. 2019-2023 dönemine ait aylık tüketim, abone sayısı, ortalama sıcaklık, ısıtma/soğutma gün dereceleri ve tatil sayıları kullanılarak LSTM tabanlı bir model kurulmuştur. Modelin $R^2 = 0.96$ olarak elde edilmesi, kurgulanan yapının tarihsel verideki varyansın büyük bölümünü açıkladığını ve mevsimsellik, trend ile kısa vadeli dalgalanmaları başarıyla yakaladığını göstermektedir. 6 Şubat 2023 depremleri sonrasında gerçekleşen tüketim ile model tahminlerinin karşılaştırılması, istatistiksel olarak anlamlı sapmaları ortaya koymuştur. Toplam tüketimde $\approx \%25$ 'lik bir düşüş saptanmıştır. Dağıtım şirketi açısından, beklenmedik ölçüde düşen talep gelirlerin hedefin altında kalmasına, sabit maliyetlerin birim gideri artırmasına ve nakit akışında bozulmaya yol açmıştır. Satış gelirleri $\approx -\%38$ ile $\approx 1,0$ milyar TL'yi aşan bir fark yaratmıştır; Sistem Kullanım Bedeli gelirleri $-\%29$ saptanmıştır (Çizelge 4.15). Birim işletme gideri 0.39 TL/m³'ten 0.70 TL/m³'e yükselmiş; sabit gider yükü yaklaşık $\%80$ artmıştır. Bu tablo, tarife düzeltmesi veya ek finansal destek olmaksızın likidite açığının kritik seviyelere yaklaşacağını göstermektedir. Sonuç olarak, çalışma deprem gibi beklenmedik afetlerin enerji talep tahminlerine entegrasyonunun önemini doğrulamaktadır. Deprem sonrası doğal gaz talep daralmasının yalnızca teknik ve fiziksel etkilerle açıklanamayacağı, aynı zamanda ekonomik ve sosyo-demografik dinamiklerle şekillendiği görülmektedir. Afet sonrasında hane halkı gelirlerinde meydana gelen düşüş, iş kayıpları, tüketici güven endeksindeki gerileme ve göç hareketliliği doğal gaz talebini doğrudan aşağı çekmiştir. Özellikle gelir esnekliği yüksek olan konut segmentinde, yakıt kullanım davranışının tasarruf yönünde belirgin biçimde değiştiği gözlenmiştir. Bunun yanında, yeniden yapılaşma sürecinin hızı ve niteliği, orta vadeli tüketim projeksiyonlarını belirleyen kritik bir unsurdur. Hasarlı binaların yıkılması, geçici barınma alanlarına taşınmalar, yeni konut stokunun kademeli devreye girmesi ve dönüşüm süreçlerinin ekonomik koşullara bağlı olarak yavaşlaması, talebin birkaç yıl boyunca normale dönmesini geciktirmektedir. Bu durum, dağıtım şirketleri açısından yatırım planlamasında, kapasite tahminlerinde ve nakit akışı yönetiminde uzun vadeli belirsizlikler yaratmaktadır. Dolayısıyla, bu çalışmanın bulguları doğal gaz tüketim davranışının afet sonrasında yalnızca fiziksel tahribatla değil; ekonomik durum, hane halkı refahı, göç hareketleri, yeniden yapılaşma hızı gibi çok boyutlu faktörlerle ilişkilendiğini göstermekte ve talep projeksiyonlarında

bu parametrelerin dikkate alınması gerektiğini ortaya koymaktadır. Elde edilen bulgular, enerji arz güvenliği planlamasında ve dağıtım şirketlerinin stratejik kararlarında afet risklerinin dikkate alınması gerektiğine işaret etmektedir. Ayrıca bu tez, literatürde görece sınırlı olan afet kaynaklı talep şoklarının doğal gaz dağıtım şebekesine etkilerini inceleyerek boşluğu doldurmaktadır.

5.2. Öneriler

Bu tez LSTM'nin başarılı bir yaklaşım olduğunu ortaya koymaktadır. Ancak, ileriki çalışmalarda GRU (Gated Recurrent Unit), Transformer tabanlı modeller veya istatistiksel modeller (ARIMA, VAR, mevsimsel ARIMA vb.) ile LSTM sonuçları karşılaştırılabilir. Böylece en yüksek doğruluğu ve esnekliği sağlayan model yapısı belirlenebilir.

Bu çalışma temel olarak abone sayısı, sıcaklık, HDD, CDD, tatil günleri gibi verileri kullanmıştır. Gelecekte ekonomik göstergeler (istihdam, gelir düzeyi), göç istatistikleri, istasyon peak çekişleri, mobil iletişim verileri ve altyapı durumu gibi çeşitli ek veriler modele entegre edilerek talep tahmini daha bütüncül ve gerçekçi hale getirilebilir. Afet sonrası talep davranışının yalnızca fiziksel hasara bağlı olmadığı göz önüne alındığında, ileride yapılacak çalışmalarda ekonomik duyarlılık analizlerinin de modele entegre edilmesi önemlidir. Örneğin, işsizlik oranı, tüketici güven endeksi, gelir düzeyi ve sektörel faaliyet endeksleri kullanılarak ekonomik koşulların talep üzerindeki etkisi daha net olarak modellenilebilir. Ayrıca yeniden yapılaşma senaryolarına dayalı doğal gaz tüketim projeksiyonlarının geliştirilmesi, hem yatırım hem de tarife planlaması açısından kritik değer taşımaktadır. Yeni konut stoğunun yıllara göre devreye giriş hızına bağlı alternatif talep senaryoları oluşturulabilir. Bu sayede hem arz güvenliği hem de dağıtım şirketlerinin finansal sürdürülebilirliği için daha gerçekçi stratejiler geliştirilebilir. Ayrıca, enerji şirketlerinin tarifelendirme stratejilerini dinamik ve afet durumlarına karşı esnek hâle getirmesi ve finansal sürdürülebilirliklerini sağlamak için kriz durumlarında kullanılabilecek acil durum fonları veya sigorta mekanizmaları oluşturmaları önerilmektedir.

5.3 Veri ve Model Paylaşımı

Bu tezde LSTM modeli, aylık toplam doğal gaz tüketimi üzerinden kurulmuş olmakla birlikte, ham veriler dağıtım şirketinin kurumsal veritabanında bina/abone düzeyinde tutulmaktadır. Her bir kayıt, belirli bir abonenin belirli bir dönemdeki tüketim miktarını, konumsal bilgisini ve bazı niteliklerini içermektedir. Bu mikro veriler, kişisel veri ve ticari sır niteliği taşıdığı için ham hâliyle paylaşılamamaktadır; ancak, benzer

çalışmalar için yol gösterici olması amacıyla, kullanılan veri yapısına ait temsili bir örnek aşağıda sunulmuştur.

Çizelge 5.1: Örnek Veri Formatı

DÖNEM	İL_KODU	İLCE_KODU	MAHALLE_ADI	BİNA_KODU	ABONE_NO	SAYAC_NO	KULLANIM_TİPİ	ENLEM	BOYLAM	ABONE_SAYISI (Mikro)	ORTALAMA_SICAKLIK	HD	CD	TATIL_GÜNÜ	GEÇEN_Ay_tüketim (Mikro)	Toplam_Tüketim (Mikro)	Bina_Aylık_Tüketim (Mikro)
2022-12	44	4401	Karakavak	100234	500001	7000101	Konut	38.355	38.31	214.201	4.38	363	0	9	24416443 (Mikro)	39,588,135	820
2022-12	44	4401	Karakavak	100234	500002	7000102	Konut	38.355	38.31	214.201	4.38	363	0	9	24416443 (Mikro)	39,588,135	910
2022-12	44	4402	Karakavak	100987	500050	7000501	Ticari	38.37	38.325	214.201	4.38	363	0	9	24416443 (Mikro)	39,588,135	2450
2023-01	44	4401	Karakavak	100234	500001	7000101	Konut	38.355	38.31	214.459	-0.22	515	0	9	39588135 (Mikro)	53,125,449	930
2023-01	44	4401	Karakavak	100234	500002	7000102	Konut	38.355	38.31	214.459	-0.22	515	0	9	39588135 (Mikro)	53,125,449	1010
2023-01	44	4402	Karakavak	100987	500050	7000501	Ticari	38.37	38.325	214.459	-0.22	515	0	9	39588135 (Mikro)	53,125,449	3100

Bu tez kapsamında kullanılan tüm gerçek tüketim ve abonelik verileri, ilgili dağıtım şirketinin bilgi güvenliği politikaları kapsamında gizli niteliktedir ve kamuya açık şekilde paylaşılmamıştır. Ancak, çalışmanın metodolojik olarak tekrar edilebilirliğini artırmak amacıyla, veri modelinin yapısını gösteren (anonimleştirilmiş) ve tamamen temsili bir veri seti oluşturulmuş ve bu veri setiyle birlikte LSTM model eğitim sürecinin sadeleştirilmiş bir örnek kodu GitHub üzerinde paylaşılmıştır.

Paylaşılan kod ve veri seti:

- Gerçek tüketim değerlerini içermez,
- Gerçek abonelik veya abonelerin coğrafi konum bilgilerini içermez,
- Sadece metodolojiyi göstermek amacıyla üretilmiştir.

GitHub bağlantısı: github.com/seckinodabasi/6-SUBAT-2023-DEPREMLERININ-DOĞAL-GAZ-TUKETIMINE-ETKISI/blob/main/Tuketim

KAYNAKLAR

Akpınar, M. & Yumuşak, N., 2020, Daily basis mid-term demand forecast of city natural gas using univariate statistical techniques, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 35(3), 725-741. Erişim adresi: <https://acikerisim.sakarya.edu.tr/bitstream/handle/20.500.12619/95149/10.17341%20gazimmfd.494094.pdf?sequence=1> [Erişim: 01.06.2025].

Aktemur, C., 2017, An overview of natural gas as an energy source for various purposes, *International Journal of Engineering Technologies (IJET)*, 3(3), 91-104. DOI: 10.19072/ijet.300750. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/359873> [Erişim: 01.06.2025].

Aydın, M., 2020, Denizli ili için doğal gaz tüketim analizi ve tahmini, Yüksek lisans tezi, Pamukkale Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Denizli, 1-101. Erişim adresi: <https://gcris.pau.edu.tr/server/api/core/bitstreams/db055f60-54b9-418d-9612-07ad4a43d1db/content> [Erişim: 01.06.2025].

Balıkçı, V., Gemici, Z., Taner, T. & Dalkılıç, S. A., 2024, Forecasting natural gas demand in Istanbul by artificial neural networks method and planning of city gate stations, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 39(3), 1017-1027. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/2611003> [Erişim: 01.06.2025].

Bekiroğlu, O., 2011, Sürdürülebilir kalkınmanın yeni kuralı: karbon ayak izi, *II. Elektrik Tesisat Ulusal Kongresi Bildiriler Kitabı*, İstanbul, 235-244. Erişim adresi: https://www.emo.org.tr/ekler/49c17cab08ed10e_ek.pdf [Erişim: 01.06.2025].

Berzosa, A., Úbeda, S. & Escudero, F., 2007, Modeling and forecasting industrial end-use natural gas consumption, *Energy Economics*, 29(4), 710-742. Erişim adresi: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988307000114> [Erişim: 01.06.2025].

Beyca, F. O., Ervural, C. B., Tatoğlu, E., Özuyar, G. P. & Zaim, S., 2019, Using machine learning tools for forecasting natural gas consumption in the province of Istanbul, *Energy Economics*, 80, 937-949. Erişim adresi: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988319300854> [Erişim: 01.06.2025].

Bishop, C. M., 1995, *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press, Oxford, 1-482. Erişim adresi: <https://people.sabanciuniv.edu/berrin/cs512/lectures/Book-Bishop-Neural%20Networks%20for%20Pattern%20Recognition.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

BOTAŞ, 2024, Marmara Ereğlisi LNG Terminali, BOTAŞ, Ankara. Erişim adresi: <https://botas.gov.tr/Sayfa/marmaraereglisi-lng-terminali/20> [Erişim: 01.06.2025].

Bozkurt, S. & Tür, R., 2015, Dünyada ve Türkiye’de hidroelektrik enerji, gelişimi ve genel değerlendirme, *IV. Su Yapıları Sempozyumu Bildirileri*, Trabzon, 322-330. Erişim adresi: https://imo.org.tr/Eklenti/6687,176654627pdf.pdf?0&_tag1=464903EBC501AC0FAB229F3E53D4C01F8B6289C8 [Erişim: 01.06.2025].

Brewer, C. A., 2015, *Designing Better Maps: A Guide for GIS Users* (2nd ed.), Esri Press, Redlands, CA. Erişim adresi: <https://www.esri.com/en-us/esri-press/browse/designing-better-maps-a-guide-for-gis-users> [Erişim: 01.06.2025].

Brown, R. H. & Martin, I., 1995, Development of artificial neural network models to predict daily gas consumption, Teknik rapor, Marquette University, Milwaukee, 1-45. Erişim adresi: <https://ieeexplore.ieee.org/document/484153> [Erişim: 01.06.2025].

Calvo, T., De Baets, B. & Mesiar, R., 1999, Weighted sums of aggregation operators, *Mathware and Soft Computing*, 6(1), 33-47. Erişim adresi: <http://eudml.org/doc/39140> [Erişim: 01.06.2025].

Çelikkaya, A., 2017, Yenilenebilir enerjinin teşvikine yönelik uluslararası kamu politikaları üzerine bir inceleme, *Maliye Dergisi*, 172, 52-84. Erişim adresi: <https://ms.hmb.gov.tr/uploads/2019/09/172-04.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

Chen, Y., Chua, S. W. & Koch, T., 2018, Forecasting day-ahead high-resolution natural gas demand and supply in Germany, *Applied Energy*, 228, 1091-1110. Erişim adresi: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918310080> [Erişim: 01.06.2025].

Choi, D., Shallue, C. J., Nado, Z. ve ark., 2020, On empirical comparisons of optimizers for deep learning, *arXiv preprint*, arXiv:1910.05446. Erişim adresi: <https://arxiv.org/abs/1910.05446> [Erişim: 01.06.2025].

Cui, Z., Yan, Z., Zhao, M. & Zhong, S., 2022, Gas path parameter prediction of aero-engine based on an autoregressive discrete convolution sum process neural network, *Chaos, Solitons & Fractals*, 154, 111627. DOI: 10.1016/j.chaos.2021.111627. Erişim adresi: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960077921009814> [Erişim: 01.06.2025].

Demirel, F. Ö., Zaim, S., Çalışkan, A. & Özuyar, P., 2012, Forecasting natural gas consumption in İstanbul using neural networks and multivariate time series methods, *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 20(5), 695-711. Erişim adresi: <https://journals.tubitak.gov.tr/elektrik/vol20/iss5/4/> [Erişim: 01.06.2025].

Demirtaş, İ. & Baş, B., 2023, An econometric analysis on the determinants of energy consumption in Turkey, *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 21(3), 393-409. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/3299334> [Erişim: 01.06.2025].

Doğanay, H. & Coşkun, O., 2023, *Enerji Kaynakları*, Pegem Akademi, Ankara, 1-240. Erişim adresi: <https://depo.pegem.net/9786053188384.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

Egegaz A.Ş., 2023, *Aliağa LNG Terminali Tanıtım Dokümanı*, Egegaz A.Ş., Aliağa. Erişim adresi: <https://egegaz.com.tr/uploads/file/af03dcc47178e6d12c4f7e96443505d6-1702402867943.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

EMBER, 2023, *Global Electricity Review 2023* [çevrimiçi], EMBER, London. Erişim adresi: <https://ember-energy.org/app/uploads/2024/11/Global-Electricity-Review-2023.pdf> [Erişim: 40.06.2025].

Eren, T., 2017, Doğal gaz tüketim planlamasında gri tahmin yöntemi ve Türkiye uygulaması, Yüksek lisans tezi, İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 1-110. Erişim adresi: <https://avesis.ticaret.edu.tr/dosya?id=a08e43cc-3452-4b98-a3a7-a967db1c9b35> [Erişim: 01.06.2025].

ETKB (Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı), 2022, *Türkiye Ulusal Enerji Planı*, Ankara [çevrimiçi]. Erişim adresi: https://enerji.gov.tr/Media/Dizin/EIGM/tr/Raporlar/TUEP/T%C3%BCrkiye_Ulusal_Enerji_Plan%C4%B1.pdf [Erişim: 17.04.2025].

Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1-461. Erişim adresi: [https://dl.matlabiyar.com/siavash/Neural%20Network/Book/Fausett%20L.-Fundamentals%20of%20Neural%20Networks_%20Architectures,%20Algorithms,%20and%20Applications%20\(1994\).pdf](https://dl.matlabiyar.com/siavash/Neural%20Network/Book/Fausett%20L.-Fundamentals%20of%20Neural%20Networks_%20Architectures,%20Algorithms,%20and%20Applications%20(1994).pdf) [Erişim: 01.06.2025].

Fiedler, J., 2014, An overview of pipeline leak detection technologies, *American School of Gas Measurement Technology (ASGMT 2014)*, Houston, TX, 1-9. Erişim adresi (ilişkili çalışma): https://www.researchgate.net/publication/347518266_Experimental_Study_on_Leak_Detection_and_Location_for_Gas_Pipelines_Based_on_Acoustic_Waves_Using_Improved_Hilbert-Huang_Transform [Erişim: 01.06.2025].

GAZBİR, 2024, *Doğal Gaz Sektör Raporu: Ocak 2024*, Türkiye Doğal Gaz Dağıtıcıları Birliği, Ankara, 1-48. Erişim adresi: <https://gazbir.org.tr/uploads/file/Ocak-2024-Sektor-Raporu.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

Gers, F. A., Pérez-Ortiz, J. A., Eck, D. & Schmidhuber, J., 2002, Learning context-sensitive languages with LSTM trained with Kalman filters, *ICANN 2002 (LNCS 2415)*, Madrid, 655-660. Erişim adresi: https://link.springer.com/chapter/10.1007/3-540-46084-5_107 [Erişim: 01.06.2025].

Global CCS Institute, 2022, *Global Status of CCS 2022*, Melbourne, 1-85. Erişim adresi: <https://status22.globalccsinstitute.com/wp-content/uploads/2022/10/Global-Status-of-CCS-2022-Report-Final-compressed.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

Goodfellow, I., Bengio, Y. & Courville, A., 2016, *Deep Learning*, MIT Press, Cambridge, MA, 1-800.
Eriřim adresi: https://mcube.lab.nycu.edu.tw/~cfung/docs/books/goodfellow2016deep_learning.pdf
[Eriřim: 01.06.2025].

Görücü, F. B., 2004, Artificial neural network modeling for forecasting gas consumption, *Energy Sources*, 26(4), 299-307.
Eriřim adresi: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00908310490256626>
[Eriřim: 01.06.2025].

Graves, A. & Schmidhuber, J., 2005, Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures, *Neural Networks*, 18(5-6), 602-610.
Eriřim adresi: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608005001206>
[Eriřim: 01.06.2025].

Greff, K., Srivastava, R. K., Koutník, J., Steunebrink, B. R. & Schmidhuber, J., 2017, LSTM: A search space odyssey, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(10), 2222-2232.
Eriřim adresi: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7508408> [Eriřim: 01.06.2025].

Günaydın, A., 2020, Doğal Gaz Piyasasının Geliřimi ve Türkiye Doğal Gaz Piyasasının Yapılanma Süreci, Yüksek lisans tezi, Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Bolu, 1-126.
Eriřim adresi: https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=ZeTyprYuef2HkaF3xt4wYnGwJxiyHS4vK1UuW0qfS_nv8G2x6uMsyUL42m15Fxct [Eriřim: 01.06.2025].

Haegel, N. & Kurtz, S., 2023, Global progress toward renewable electricity: tracking the role of solar, *IEEE Journal of Photovoltaics*, 13(6), 768-776.
Eriřim adresi: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10261967> [Eriřim: 01.06.2025].

Harrower, M. & Brewer, C. A., 2003, ColorBrewer.org: An online tool for selecting colour schemes for maps, *The Cartographic Journal*, 40(1), 27-37.
Eriřim adresi: <https://doi.org/10.1179/0008704032350020429> [Eriřim: 01.06.2025].

Hassoun, M. H., 1995, *Fundamentals of Artificial Neural Networks*, MIT Press, Cambridge, MA, 1-511.
Eriřim adresi: <https://scispace.com/pdf/fundamentals-of-artificial-neural-networks-1yzwkq0iyt.pdf> [Eriřim: 01.06.2025].

Haykin, S., 1994, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillan, New York, 1-842.
Eriřim adresi: https://archive.org/details/neuralnetworksco0000hayk_2ed [Eriřim: 01.06.2025].

Haykin, S., 1999, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (2nd ed.), Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1-842.

Hecht-Nielsen, R., 1990, *Neurocomputing*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1-303.

Hinton, G. E., Osindero, S. & Teh, Y. W., 2006, A fast learning algorithm for deep belief nets, *Neural Computation*, 18(7), 1527-1554.

Hochreiter, S. & Schmidhuber, J., 1997, Long short-term memory, *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.

Hochreiter, S., 1998, The vanishing gradient problem during learning recurrent neural nets and problem solutions, *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 6(2), 107-116.

Hribar, R., Potočnik, P., Šilc, J. & Papa, G., 2019, A comparison of models for forecasting the residential natural gas demand of an urban area, *Energy*, 166, 511-522.

Hyndman, R. J. & Koehler, A. B., 2006, Another look at measures of forecast accuracy, *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679-688.

IEA (International Energy Agency), 2024, *World Energy Outlook 2024*, IEA, Paris, 1-430.

Erişim adresi: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2024> [Erişim: 01.06.2025].

IPCC, 2021, *Climate Change 2021: The Physical Science Basis (AR6 WG I)*, Cambridge University Press, Cambridge.

Erişim adresi: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/> [Erişim: 01.06.2025].

IRENA, 2022, *Renewable Energy Statistics 2022*, International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi. [çevrimiçi].

Erişim adresi: https://www.spr.pe/wp-content/uploads/2022/04/IRENA_RE_Capacity_Statistics_2022.pdf [Erişim: 05.08.2025].

Jaeger-Waldau, A., 2023, Snapshot of photovoltaics - May 2023, *EPJ Photovoltaics*, 14, 23-32.

Erişim adresi: <https://www.epj-pv.org/articles/epjpv/pdf/2023/01/epjpv230030.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

Jiang, B., 2013, Head/tail breaks: A new classification scheme for data with a heavy-tailed distribution, *The Professional Geographer*, 65(3), 482-494.

Erişim adresi: <https://doi.org/10.1080/00330124.2012.700499> [Erişim: 01.06.2025].

Kaplan, E., 2004, Tekstil sektöründe maliyet unsurları: enerji maliyetlerinin genel değerlendirilmesi, Yüksek lisans tezi, Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Adana, 1-135.

Karadayı, S. & Ergan, Z. H., 2015, Geleneksel ve yenilenebilir enerji kaynaklarının karşılaştırılması ve yenilenebilir enerji kullanımının artırılması için öneriler, *Electronic Journal of Occupational Improvement and Research*, 2(1), 111-122.

Karlík, B. & Kızılaslan, R., 2009, Combination of neural network forecasters for monthly natural gas consumption prediction, *Neural Network World*, 19(3), 191-199.

Khatibi, V. & Khatibi, E., 2012, Gas demand forecasting by a new artificial intelligent algorithm, *Proc. SPIE 8349*, Fourth International Conference on Machine Vision (ICMV 2011): Machine Vision, Image Processing, and Pattern Analysis, 83492P. Erişim adresi: <https://doi.org/10.1117/12.920305> [Erişim: 01.06.2025].

Kohonen, T., 1995, *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag, Berlin, 1-312. [ilk baskı 1995; 3. baskı 2001].

Koç, E. & Kaya, K., 2015, Enerji kaynakları - yenilenebilir enerji durumu, *Mühendis ve Makina*, 56(668), 36-47.

Kraak, M. J. & Ormeling, F., 2020, *Cartography: Visualization of Geospatial Data* (4th ed.), CRC Press/Taylor & Francis, Boca Raton, FL.

Kumar, A., Rastrow, A., Monson, C. & Kumar, A., 2017, Building an architecture for extensible self-service spoken language understanding, *arXiv preprint*, arXiv:1711.00549.

Erişim adresi: <https://arxiv.org/abs/1711.00549> [Erişim: 01.06.2025].

Laib, O., Khadir, T. M. & Mihaylova, L., 2019, Toward efficient energy systems based on natural gas consumption prediction with LSTM recurrent neural networks, *Energy*, 175, 530-542.

LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G., 2015, Deep learning, *Nature*, 521(7553), 436-444.

Lewis, A., Estefen, S., Huckerby, J., Musial, W., Pontes, T. & Torres-Martínez, J., 2011, Ocean energy, in *IPCC Special Report on Renewable Energy Sources and Climate Change Mitigation*, Cambridge University Press, Cambridge, 497-534.

Maas, A., Hannun, A. & Ng, A., 2013, Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models, *ICML Workshop on Deep Learning for Audio, Speech and Language Processing*, Atlanta, 1-6.

MGM (Meteoroloji Genel Müdürlüğü), 2025, Aylık ortalama sıcaklıklar ve HDD/CDD göstergeleri (resmî istatistikler) [çevrimiçi], Meteoroloji Genel Müdürlüğü, Ankara. Erişim adresi: <https://www.mgm.gov.tr> [Erişim: 15.09.2025].

MIT Energy Initiative, 2022, *Energy Futures (Spring 2022)*, MIT Energy Initiative, Cambridge, MA, 1-56. Erişim adresi: <https://energy.mit.edu/research/energy-futures/> [Erişim: 01.06.2025].

Monmonier, M., 2018, *How to Lie with Maps* (3rd ed.), University of Chicago Press, Chicago.

NASA POWER Project, 2025, POWER Data Access Viewer (meteoroloji/sıcaklık verileri) [çevrimiçi], NASA. Erişim adresi: <https://power.larc.nasa.gov/> [Erişim: 01.07.2025].

Need Project, 2014, *Natural Gas: Student Guide*, National Energy Education Development Project, Washington, DC, 1-40.

Erişim adresi: <https://www.need.org/wp-content/uploads/2017/11/Natural-Gas-Student-Guide.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

Nguyen, T. H. & Nabney, T. L., 2010, Short-term electricity demand and gas price forecasts using wavelet transforms and adaptive models, *Energy*, 35(9), 3674-3685.

O'Sullivan, D. & Unwin, D. J., 2010, *Geographic Information Analysis* (2nd ed.), Wiley, Hoboken, NJ.

Ordnance Survey, 2024-2025, *GeoDataViz Toolkit: Cartographic & Typographic Guidance* [çevrimiçi], Ordnance Survey, Southampton.
Erişim adresi: <https://www.ordnancesurvey.co.uk/> [Erişim: 03.03.2025].

Pascanu, R., Mikolov, T. & Bengio, Y., 2012, On the difficulty of training recurrent neural networks, *arXiv preprint*, arXiv:1211.5063.
Erişim adresi: <https://arxiv.org/abs/1211.5063> [Erişim: 01.06.2025].

Pires, P., Santos, J. & Pereira, I., 2023, Artificial neural networks: history and state of the art, in *Handbook of Research on Artificial Intelligence*, IGI Global, Hershey, PA, 725-752.

Rosenblatt, F., 1958, The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review*, 65(6), 386-408.

Rozon, F., McGregor, C. & Owen, M., 2023, Long-term forecasting framework for renewable energy technologies' installed capacity and costs for 2050, *Energies*, 16(19), 6874.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. & Williams, R. J., 1986, Learning representations by back-propagating errors, *Nature*, 323, 533-536.

Sak, H., Senior, A. & Beaufays, F., 2015, Long short-term memory based recurrent neural network architectures for large vocabulary speech recognition, *ICASSP 2015*, Brisbane, 1-5.

Schalkoff, R. J., 1997, *Artificial Neural Networks*, McGraw-Hill, New York, 1-487.

Schmidhuber, J., 2014, Deep learning in neural networks: an overview, *Neural Networks*, 61, 85-117.
Erişim adresi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1404.7828> [Erişim: 01.06.2025].

SHURA Enerji Dönüşüm Merkezi, 2023, *Türkiye Enerji Dönüşümü Görünümü 2023*, SHURA, İstanbul.
Erişim adresi: <https://shura.org.tr/wp-content/uploads/2024/04/SHURA-2024-04-Rapor-outlook-2023-2.pdf> [Erişim: 02.02.2025].

Slocum, T. A., McMaster, R. B., Kessler, F. C. & Howard, H. H., 2008, *Thematic Cartography and Geovisualization* (3rd ed.), Pearson/Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ.

Speight, J. G. & Arjoon, K. K., 2012, Petroleum composition and properties, in *Bioremediation of Petroleum and Petroleum Products*, Wiley-Scrivener / John Wiley & Sons, 39-78. DOI: 10.1002/9781118528471.ch2.

Sussner, P., 2003, Generalizing operations of binary autoassociative morphological memories using fuzzy set theory, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 19(1), 81-93.

Svoboda, R., Kotik, V. & Platos, J., 2021, Short-term natural gas consumption forecasting from long-term data collection, *Energy*, 218, 119430.

Szoplik, J., 2015, Forecasting of natural gas consumption with artificial neural networks, *Energy*, 85, 208-220.

TSKB (Türkiye Sınai Kalkınma Bankası), 2023, *Karbon Yakalama ve Depolama (KYD) Teknolojileri Bilgilendirme Notu*, Türkiye Sınai Kalkınma Bankası, İstanbul. Erişim adresi: <https://www.tskb.com.tr/uploads/file/bilgi-notu-ccs-kyd-teknolojileri-final.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

TOBB Türkiye Doğal Gaz Meclisi, 2024, *2024-2028 Dönemi Doğal Gaz Sektörüne Dair Öngörüler*, Ankara. Erişim adresi: <https://www.tobb.org.tr/Documents/yayinlar/2024/202400722-Dogalgazraporu.pdf> [Erişim: 02.04.2025].

Tufte, E. R., 1990, *Envisioning Information*, Graphics Press, Cheshire, CT.

Uluşahin, A., 2009, Enerji gereksiniminde bazı gerçekler, jeotermal enerji ve yasal durum, *V. Yenilenebilir Enerji Kaynakları Sempozyumu Bildirileri*, Diyarbakır, 155-160.

United Nations Statistics Division, 2021, SDG Indicator Metadata: 7.3.1 - Energy intensity measured in terms of primary energy and GDP [çevrimiçi], Birleşmiş Milletler, New York. Erişim adresi: <https://unstats.un.org/sdgs/metadata/files/Metadata-07-03-01.pdf> [Erişim: 01.06.2025].

Uzun, D., 2002, Linyit özellikleri, piroliz ve yakma koşullarının kükürtlü bileşiklerin davranışlarına etkisi, Doktora tezi, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 1-180.

Üçgül, İ. & Akgül, G., 2010, Biyokütle teknolojisi, *Yekarum*, 1(1).

Wan Abu Bakar, W. A. & Ali, R., 2010, Natural gas, in M. M. Khan (Ed.), *Natural Gas*, InTechOpen. Erişim adresi: <https://doi.org/10.5772/9804> [Erişim: 01.06.2025].

Willmott, C. J. & Matsuura, K., 2005, Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance, *Climatic Research*, 30, 79-82.

Yardımcı, O., 2011, Türkiye doğal gaz piyasası: geçmiş 25 yıl, gelecek 25 yıl, *Ekonomi ve Bilim Dergisi*, 3(2), 157-166.

Yılmaz, B., 2023, Kayseri ili doğal gaz tüketim tahmini, Yüksek lisans tezi, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri, 1-122.

You, K., Long, M., Wang, J. & Jordan, M. I., 2019, How does learning rate decay help modern neural networks, *arXiv preprint*, arXiv:1908.01878. Erişim adresi: <https://arxiv.org/abs/1908.01878> [Erişim: 01.06.2025].

Zhang, H., 2023, Key technologies and development challenges of high proportion renewable energy power systems, *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 29, 137-142.

Zupan, J. & Gasteiger, J., 1993, *Neural Networks for Chemists: An Introduction*, VCH, Weinheim.

