

DÜZCE İLİ DOĞALGAZ TALEP TAHMİNİ

NURGÜL AYKAŞ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DANIŞMAN
DR. İREM DÜZDAR ARGUN

DÜZCE, 2023

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

DÜZCE İLİ DOĞALGAZ TALEP TAHMİNİ

NURGÜL AYKAŞ tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü **BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ** Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Dr. İREM DÜZDAR ARGUN

Düzce Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Dr. Öğr. Üyesi. İrem DÜZDAR ARGUN

Düzce Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi. Esra ŞATIR

Düzce Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Fatma KOSOVALI ÇAVUŞ

Haliç Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 31/01/2023

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

31 Ocak 2023

(İmza)

Nurgül AYKAŞ

TEŐEKKÖR

Yüksek lisans öğrenimimde ve bu tezin hazırlanmasında gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Dr. İREM DÜZDAR ARGUN'a en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Bu çalışma boyunca yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen sevgili eşim Hamdi AYKAŐ'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

31 Ocak 2023

Nurgöl AYKAŐ

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	vii
KISALTMALAR	viii
SİMGELER	ix
ÖZET.....	x
ABSTRACT.....	xi
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR TARAMASI.....	3
3. MATERYAL VE YÖNTEM	9
3.1. VERİLERİN ELDE EDİLMESİ VE İŞLENMESİ	9
3.2. ARIMA YÖNTEMİ	9
3.3. TBATS YÖNTEMİ	10
3.4. PROPHET YÖNTEMİ.....	11
3.5. PERFORMANS ÖLÇÜM METRİKLERİ	12
4. UYGULAMA VE BULGULAR.....	14
4.1. ARIMA YÖNTEMİ	15
4.1.1. ARIMA Eğitim.....	15
4.1.2. ARIMA Test.....	19
4.2. TBATS YÖNTEMİ	20
4.2.1. TBATS Eğitim	20
4.2.2. TBATS Test.....	23
4.3. PROPHET YÖNTEMİ.....	24
4.3.1. PROPHET Eğitim	24
4.3.2. PROPHET Test	27
4.4. YÖNTEMLERİN KARŞILAŞTIRILMASI	28
4.4.1. Genel Eğitim Sonuçları	28
4.4.2. Genel Test Sonuçları	29
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	31
1. KAYNAKLAR.....	33
ÖZGEÇMİŞ.....	1

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 4.1. Düzce İli 2017-2021 Yılları Aylık Doğalgaz Tüketim Verisi.	15
Şekil 4.2. ARIMA Yönteminde Eğitim, Test ve Tahmin Verisi.....	16
Şekil 4.3. ARIMA Yönteminde Test ve Tahmin Verisi.....	16
Şekil 4.4. ARIMA Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Sonuçları.	18
Şekil 4.5. ARIMA Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Birlikte Gösterimi.....	18
Şekil 4.6. ARIMA Yöntemi ile Eğitim Verisi ve 2022 Yılı Tahmini.	19
Şekil 4.7. ARIMA Yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE Performans Ölçümleriyle 2022 Yılı Tahmini.	19
Şekil 4.8. TBATS Yönteminde Eğitim, Test ve Tahmin Verisi.	20
Şekil 4.9. TBATS Yönteminde Test ve Tahmin Verisi.	20
Şekil 4.10. TBATS Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Sonuçları.	22
Şekil 4.11. TBATS Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Birlikte Gösterimi.	22
Şekil 4.12. TBATS Yöntemi ile Eğitim Verisi ve 2022 Yılı Tahmini.....	23
Şekil 4.13. TBATS Yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE Performans Ölçümleriyle 2022 Yılı Tahmini.	23
Şekil 4.14. PROPHET Yönteminde Eğitim, Test ve Tahmin Verisi.	24
Şekil 4.15. PROPHET Yönteminde Test ve Tahmin Verisi.	25
Şekil 4.16. PROPHET Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Sonuçları.	26
Şekil 4.17. PROPHET Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Birlikte Gösterimi.	26
Şekil 4.18. PROPHET Yöntemi ile Eğitim Verisi ve 2022 Yılı Tahmini.....	27
Şekil 4.19. PROPHET Yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE Performans Ölçümleriyle 2022 Yılı Tahmini.	27
Şekil 4.20. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test Tahmin Sonuçlarının Birlikte Gösterimi.	28
Şekil 4.21. ARIMA, TBATS ve PROPHET 2022 Yılı Tahmini.	30

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Çizelge 2.1. Literatür Tablosu.....	7
Çizelge 2.2. Literatür Tablosu (devam).	8
Çizelge 3.1. Düzce İline Ait Veri Seti.....	9
Çizelge 3.2. Performans Ölçüm Metrikleri.	13
Çizelge 4.1. 2017-2021 Yılları Aylara Göre Ortalama Doğalgaz Tüketimi.	15
Çizelge 4.2. ARIMA Performans Ölçüm Metriklerinin Sonuçları.	17
Çizelge 4.3. TBATS Performans Ölçüm Metriklerinin Sonuçları.	21
Çizelge 4.4. PROPHET Performans Ölçüm Metriklerinin Sonuçları.	25
Çizelge 4.5. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test Tahmin Sonuçlar Tablosu.....	28
Çizelge 4.6. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test Tahmin Sonuçlar Tablosu (devam).	29
Çizelge 4.7. Ölçüm Metrikleri ve Yöntemlerin Sonuçları.	29
Çizelge 4.8. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test Tahmin Sonuçlar Tablosu.....	30

KISALTMALAR

ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
ANN	Artificial Neural Network
BM	Bulanık Mantık
EPDK	Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu
GM	Gri Modelleme
GRU	Gated Recurrent Units
GSYH	Gayri Safi Yurtiçi Hasıla
LSTM	Long Short Term Memory
MAD	Mean Absolute Deviation
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
RMSE	Root Mean Squared Error
Sm ³	Standart Metreküp
TBATS	Trigonometric seasonality, Box-Cox transformation, ARMA errors, Trend, and Seasonal components
TEİAŞ	Türkiye Enerji İşletmeleri Anonim Şirketi
YSA	Yapay Sinir Ağları
YZ	Yapay Zeka

SİMGELER

ω	Box-Cox dönüşümü
ϕ	Sönümleme parametresi
m	Mevsimsellik
k	Kullanılan harmonik sayılar
p	Otoregresif (AR) modelin derecesi
q	Hareketli ortalama (MA) modelinin derecesi
d	Fark alma derecesi
y_t	Gerçek değer
$\hat{y}_t$	Tahmin değeri



ÖZET

DÜZCE İLİ DOĞALGAZ TALEP TAHMİNİ

Nurgül AYKAŞ

Düzce Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi İrem DÜZDAR ARGUN

Ocak 2023, 36 sayfa

Doğalgaz, organik bileşenli maddelerle yeryüzünün alt kısımlarında milyonlarca yıldır sürmekte olan kimyasalların ayrılması durumunda ortaya çıkmıştır. Doğalgaza olan talebin nedeni, hızlı nüfus artışı, değişen iklim koşulları olarak düşünülebilmektedir. Doğalgazın enerji tasarrufu ve dış ülkelerden gerçek değere en yakın şekilde talep edilmesi için, tahminlemenin de en yakın düzeyde elde edilmesi beklenmektedir. Talep tahmininin doğruluğu, doğalgazın ithal edilmesi, ülkedeki altyapıya yapılan yatırımların ve harcamaya dair planlamasını daha verimli hale getirecektir. Araştırmalar sonucu Düzce ilinde doğalgaz talep tahmini yapılması; Düzce ili için doğalgaz talebi karşılanması, Düzce ilinin sanayi merkezi ve nüfusunun hızlı artışı nedeniyle önemlidir. Bu çalışmada Düzce doğalgaz talebi tahmini için veriler EPDK (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu) verileri kullanılarak ARIMA, TBATS ve PROPHET yöntemleri kullanılarak; tahminleme gerçekleştirilmiştir. Bu modellerin başarı kriterleri MAE (Mean Absolute Error – Ortalama Mutlak Hata), RMSE (Root Mean Squared Error – Hata Karelerinin Ortalamasının Karekökü) ve MAPE (Mean Absolute Percentage Error – Ortalama Mutlak Yüzde Hata) kullanılarak test edilmiştir. Bu kriterlere göre ARIMA ve TBATS yüksel başarı gösterirken, PROPHET diğerlerine göre daha düşük başarı göstermektedir.

Anahtar sözcükler: ARIMA, Doğalgaz, PROPHET, Tahminleme, TBATS

ABSTRACT

DUZCE PROVINCE NATURAL GAS ENERGY DEMAND FORECAST

Nurgül AYKAŞ

Düzce University

Graduate School of Natural and Applied Sciences, Department of Computer
Engineering

Master's Thesis

Supervisor: Assistant Professor İrem DÜZDAR ARGUN

January 2023, 36 pages

Natural gas emerged when organic compounds were separated from chemicals that had been going on for millions of years in the lower parts of the earth. The reason for the demand for natural gas can be considered as rapid population growth and changing climatic conditions. It is expected that the estimation will be obtained at the closest level in order to save energy and demand the natural gas from foreign countries as close to the real value. The accuracy of the demand forecast, the import of natural gas will make the investment in infrastructure in the country and the planning of expenditure more efficient. As a result of the research, natural gas demand forecasting in Düzce; Meeting the natural gas demand for Düzce is important because of the industrial center of Düzce and the rapid increase in its population. In this study, using EPDK (Energy Market Regulatory Authority) data for Düzce natural gas demand forecast, using ARIMA, TBATS and PROPHET methods; prediction has been made. The success criteria of these models were tested using MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Squared Error) and MAPE (Mean Absolute Percentage Error). According to these criteria, ARIMA and TBATS show high success, while PROPHET shows lower success than others.

Keywords: ARIMA, Forecasting, Natural Gas, PROPHET, TBATS

1. GİRİŞ

Enerji, fiziksel olarak iş yapabilme becerisi; enerji kaynağı ise uygun teknikler kullanılarak enerji ortaya çıkaran kaynakları belirtir. Enerjinin kaynaklarını farklı yöntemler ve teknikler kullanılarak elde edebilmekteyiz Enerjinin kaynaklarını; birincil enerji kaynağı, ikincil enerji kaynağı; yenilenebilir ve yenilenemez kaynağı olarak tanımlayabilmek mümkündür. Enerjinin talep edilmesi, gündelik olarak harcama yapılması ve ekonomideki hareketlerin oluşması sebebiyle kişiler, kurum ve kuruluşlardan beklenen ve istenen enerji miktarıdır. Enerji talebini etkileyen faktörler mevcuttur. Bu faktörlere nüfusun artması, kent sistemine geçiş, ekonomideki büyüme ve gelişime ek olarak teknolojiye gelişim ve örnek olarak belirtilebilmektedir [1].

Enerjiye olan talebin artması, enerjinin önemini daha belirgin hale getirmiştir. Bu durumda ülkelerin, enerji taleplerini karşılayabilmesi beklenmektedir. Bu enerjilerin en çok kullanılanlarından biri de doğalgazdır. Doğalgazın oluşumunda; Metan, Etan ve Propan yer almaktadır. Bunların içeriğinde hafif moleküler ağırlığa sahip olan hidrokarbonlar yer almaktadır [2]. Diğer ısınma yöntemlerine kıyasla doğalgaz, kolay kullanım sağlanması ve çevre kirliliğinin de önüne geçmesi nedeniyle tercih edilmektedir. Türkiye’de ortaya çıkan sanayileşme, kentleşme ve nüfusun hızla artışı gibi durumların sonucunda doğalgazın verimli yönlerinden dolayı doğalgaz talebi yüksek ölçüde artmıştır. Gerek kullanım kolaylığı gerekse çevre dostu olması gibi sayılan nedenler, doğalgaz talebinin artmasına ve kullanımına kapı açmıştır. Birçok ülkede doğalgaz, bu nedenlerden dolayı tercih edilmektedir [3].

Türkiye’de de aynı kullanım durumu söz konusu olmaya devam etmektedir. Ancak Türkiye’de kullanılan doğalgazın çoğunluğu ithal edilmektedir. Doğalgazın ithal edilmesi, ekonomik açıdan önemlidir bunun nedeni; ithal edilen doğalgazın fazlalığı gereksiz harcamalara neden olacağıdır [1]. Bu nedenle gerçeğe yakın bir doğal gaz tüketim tahmini gerçekleştirilmesi ile, doğalgazın gereğinden fazla veya az edinilmesi sonucunda rastlanılabilecek yüksek derecede ekonomideki kayıpların en aza indirebilmesi de sağlanabilmektedir [3].

Doğalgaz arz talebinin eşit düzeyde ilerlemesi, enerji tasarrufu ve dış ülkelere doğru şekilde talep edilmesi beklenmektedir. Bu nedenle doğalgaz talebinin tahmininin önemini gözlemlemekteyiz. Talep tahmininin doğruluğu, doğalgazın ithal edilmesi, Türkiye

içindeki altyapıdaki yatırımların ve tüketime dair planlamanın daha verimli olmasını sağlayacaktır. Bu nedenle talep edilen ve ithal edilen doğalgaz miktarı mümkün oldukça yakın olmalıdır [2]. Bunu sağlamak için doğru ve gerçekçi tahmin etme yapılması gerekmektedir. Doğalgaz talebinde doğru tahmin etme yapıldığı ve öngörü sağlandığı takdirde gereksiz harcamaların önüne geçilebilir [3].

Bu çalışmada; Düzce'nin 2017–2021 yıllarına ait EPDK üzerinde yayınlanan Doğalgaz Piyasası Aylık Sektör Raporu Listesi içinde yer alan aylık sektör raporlarının “Doğalgaz Tüketiminde İllere ve Gazın Türüne Göre Dağılımı” tablosu içerisinde Düzce aylık doğalgaz tüketim verilerinden faydalanılmıştır [4]. 2022 yılı için aylık tüketim miktarları, tahmin edilmiş ve yöntemler kendi arasında kıyaslanmıştır.

Yapılacak çalışmalar neticesinde Düzce ili için ileriye dönük doğalgaz tüketimi tahmin edilmesi yapılarak önümüzdeki dönemlerde kullanılması hedeflenen doğalgaz miktarı belirlenebilir, ihtiyaç fazlası doğalgaz ithal etmenin önüne geçilebilir veya ihtiyaç olandan daha az doğalgaz ithal ederek doğalgaz kesintisinin önüne geçilmesi hedeflenmiştir. Bu sayede Düzce ili için doğalgaz tüketiminde gereğinden fazla edinilmesindeki ekonomik olarak zarara uğramanın önüne geçilebileceği düşünülmektedir.

Python programlama dili kullanılarak; Mevsimsel verilerde başarılı sonuçlar vermiş yöntemler olan; ARIMA (Bütünleşik Otoregresif Hareketli Ortalama), TBATS ve PROPHET metotları ile tahmin etme gerçekleştirilmiş ve bu değerler üzerinde, hata metrikleri performans durumları ile hesaplanmıştır. Performans ölçüm metrikleri olarak MAE (Mean Absolute Error – Ortalama Mutlak Hata), RMSE (Root Mean Squared Error – Hata Karelerinin Ortalamasının Karekökü) ve MAPE (Mean Absolute Percentage Error – Ortalama Mutlak Yüzde Hata) kullanılmıştır.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Literatürler içerisinde, tahmin etme yöntemlerine yönelik birçok çalışma mevcuttur. Bu sebeple literatür taramasının kapsamı makine öğrenme tekniklerinin enerji tahmininde kullanımı, doğalgaz tahmininde kullanımı ve yeni kullanılabilecek tahmin etme yöntemleri olarak oluşturulmuştur.

Rathnayaka ve Seneviratna 2014 yılında, çalışmalarını gerçekleştirdiklerinde, Sri Lanka 1998-2015 yılları içerisinde yıllara göre elektrik enerjisi tüketimine dair tahminleme sistemi gerçekleştirmişlerdir. Tahmin işlemi yapılırken; gri tahmin GM ve ARMA modellerini kullanmışlardır. Tahmin ederken kullanılan yöntemlerin başarı kriterleri MAD, MSE ve MAPE kullanılarak karşılaştırma gerçekleştirilmiştir. GM yönteminin ARMA yöntemine göre daha başarılı sonuçlar çıkardığı sonuçlarına ulaşılmıştır [5].

Topçu 2013 yılında, ARIMA yöntemi üzerinde Türkiye için gelecekteki senelerde doğalgaz talebini ve tüketimini tahmin etmek üzere çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Yapılan uygulamada Ocak 1987 ve Ekim 2011 zamanları arası içerisinde aylık ulusal doğal gaz tüketim değerleri üzerinden inceleme gerçekleştirilmiştir. Yapılan bu çalışmadaki sonuca göre; 2012-2020 zamanlarında Türkiye'nin doğal gaz enerjisi talebinin tahmin edilmesi gerçekleştirilmiştir [6].

Kaytez 2012 yılında; çoklu olarak belirtilen Doğrusal Regresyon Analizi, En Küçük Kareler yöntemi, Destek Vektör Makineleri ve YSA metotlarını kullanarak, 2018 yılı dahil olmak üzere, Türkiye'de elektrik enerjisi harcanmasına dair tahmin gerçekleştirmiştir [7].

Es ve ark. 2014 yılında yaptıkları çalışmada; Türkiye'deki enerji talebini 1970- 2010 yıllarındaki Gayri Safi Milli Hasıla, bina yüz ölçümü, araç sayısı, nüfus, ithalat ve ihracat değerlerini modelin girdisi olarak alınıp 2011-2015 yılları arasında Türkiye için net enerji talebinin tahmin edilmesi üzerine çalışma gerçekleştirmişlerdir. Yapılan bu çalışmada tahmin için kullanılan yöntemler olarak; çoklu regresyon tekniği ve yapay sinir ağları kullanmışlardır. Bu çalışmaların sonucunda yapay sinir ağlarının tahmin başarısının çoklu regresyon yöntemine göre daha fazla başarıya sahip olduğu gözlemlenmiştir [8].

Çoban ve ark. 2011 yılında yaptıkları çalışmada; Konya ilinde geleceğe yönelik enerji talebinin karşılanabilmesi amacıyla doğalgaz talebine yönelik öngöründe bulunmaya çalışmışlardır. Bu çalışma içerisinde, Zaman serileri analiz yöntemi kullanılmış, doğalgaz talebinin aylar itibari ile dalgalanma gösterebileceği ve mevsimsellik ile ilgili olduğu sonucuna varılmıştır. Bunlara ek olarak, sanayi sektörü üzerinde gerçekleştirilen araştırmalarda ise tüketim miktarının yıllar geçtikçe artmaya yönelik eğilim göstereceği öngörülmüştür [9].

Vitullo ve ark. 2009 yılında yaptıkları çalışmada; günlük doğalgaz tüketim talebinin tahmini için çoklu regresyon metodu ve yapay sinir ağları metodu üzerinde, GasDay adı verilen bir bilgisayar programını kullanarak ölçüm gerçekleştirmişlerdir. Kullanılmış olan bilgisayar programı ile ilgili veri için tahmin etme sonuçlarında başarısının yüksek olduğu belirtilmiş [10].

Ediger ve Akar 2007 yılında; Türkiye'de birincil enerji talebinin akaryakıt ile tahmin edilmesi üzerine bir çalışma yapmışlardır. 2005-2020' yıllarında ülkemiz için geleceğe yönelik birinci sıradaki enerjiye dair talep tahmin etmek için ARIMA ve Mevsimsel ARIMA (SARIMA) yöntemlerini kullanmışlardır [11].

Hocaoğlu ve ark. 2015 yılında; yaptıkları çalışmada Güney ilçesinin yük tahminini, literatür araştırmaları sonucu YSA ve Regresyon ile tahmin etme gerçekleştirmişler bunun yanında daha iyi çıktılar elde edebilmek için bu iki yöntemi hibrit mekanizma olarak işlemişlerdir. Bunun yanında hataların sonuçlarına bakıldığında hibrit sistem hata sonucunun daha az olduğu gözlemlenmiştir [12].

Jacek ve ark. 2018 yılında; Çoklu mevsimsellik ile ilgili çalışmalar gerçekleştirmiştir ve bu çalışmalarda TBATS yönteminin daha verimli sonuçlar verdiğini gözlemlemiştir [13].

İbrahim ve ark. 2020 yılında; bitcoin fiyatları üzerinde bir trend tahmini çalışması gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmayı yaparken beş dakika bazında periyotlarda veri çekmiş “day-trading” yani gün içinde al sat işlemleri için PROPHET yöntemini kullanarak BTC-USD üzerine ücret tahmin etme gerçekleştirmişlerdir. PROPHET, Gecikmeli otoregresif rastgele orman, Rastgele Orman, çok katlı algılayıcı yöntemleri gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak çok katmanlı algılayıcı başarıda en yüksek oranı sağlamış ardından PROPHET algoritması başarılı sonuçlar sağlamıştır [14].

Yusof ve ark. 2021 yılında; Dow Jones Endüstriyel Ortalama endeksi (DJIA), Çin Güvenlik endeksi (CSI300), Kuala Lumpur Kompositendesi (KLCI), Standard & Poor's 500 endeksi (SP500), Hong Kong HangSeng 300 endeksi (HS300) ve Nihon Keizai Shinbun endeks (Nikkei) verileri üzerine, Facebook firması tarafından oluşturulmuş olan PROPHET yöntemi kullanarak tahminleme gerçekleştirmişlerdir [15].

Livera ve ark. 2011 yılında; Fourier serisine dayanan mevsimsel özelliklerin yeni bir trigonometrik gösterimini önerdiler ve bu gösterim TBATS (ω , p , q , ϕ , $\{m_1, k_1\}$, $\{m_2, k_2\}$, ..., $\{m_T, k_T\}$), şeklinde olabilir. Burada TBATS modelinin parametreleri (p , q ve m) BATS modeli ile aynı anlama gelir, k kullanılan harmonik sayısıdır mevsimsel özellik için, ω Box-Cox dönüşümünü temsil eder ve ϕ , sönümleme parametresi değerini belirtir [16].

Onur Seveli ve ark 2020 yılında; Covid 19 virüsüne ait verileri kullanarak, Facebook tarafından geliştirilen bir model olan PROPHET yöntemi yardımıyla vakaya dair tahminlemeler gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmada tahmin değerleri ve gerçek değerler arasında yüksek benzerlik mevcuttur [17].

Adams ve ark. 2011 yılında; 1970 ile 2009 arasındaki elektrik verilerini kullanarak on yıllık elektrik üretim tahminini gerçekleştirmek için tek değişkenli zaman serisi modeli olan ARIMA modelini kullanmıştır. ARIMA modeli, Nijerya'daki elektrik üretiminin giderek azalacağını ortaya çıkarmıştır [18].

Pelesai ve ark. 2013 yılında; yıllık zaman serisi verilerini kullanarak çalışma gerçekleştirmişlerdir. Bu gerçekleştirim sonucunda, Nijerya'da elektrik talebinin değişken olduğu konusunda sonuca varıldı [19].

Amlabu ve ark. 2013 yılında; Dört farklı bölge bazlı güç kaynağı senaryosunda elektrik enerjisi talep tahminini gerçekleştirmek için en küçük kareler tekniğini kullanmıştır. Sonuç olarak, seçilen bölgelerde yük talebinde sürekli bir artış gösterdiği gözlemlenmiştir [20].

Yavuz ve ark. 2012 yılında; istatistiksel normalizasyon teknikleri kullanarak bu tekniklerin ysa tahminleme başarısına etkisi konusunda çalışma gerçekleştirmişlerdir. Gerçekleştirilen bu tekniklerden D_Min_Max gerçek değere en başarılı sonucu ortaya

çıkarmıştır. Bunun yanında YSA tekniklerinin de başarılı olması nedeniyle kullanılmasını önermişlerdir [21].

Bayrak ve ark. 2014 yılında; çalışmalarında Türkiye'nin enerji talebinin artışı ile üretiminin aynı oranda artmadığı sonucuna varmışlardır. Bu noktada çözüm gerektiğini öne sürmüşlerdir [22].

Servet ve ark. 2013 yılında; veri madenciliği yöntemlerinden olan regresyon yöntemlerini kullanarak, doğalgaz enerjisi talep tahminini gerçekleştirmişlerdir. Bu tahminleme sonucunda düşük hata oranına sahip değerler elde etmişlerdir [23].

Hondroyiannis ve ark. 2002 yılında; Yunanistan'daki enerjinin tüketiminde, bunun yanında ekonomideki yükselme arasındaki bağı 1960-1996 yılları arasında ait verilerin üzerinde vektör hata düzeltme modeli ile hesaplamak üzerine ilerlemişlerdir. Bunun sonucu olarak ekonomideki büyümeyi, enerji tüketimindeki büyümeyle ilişkilendirebilmenin mümkün olduğu sonucuna ulaşmışlardır [24].

Akan ve ark. 2003 yılında; Türkiye elektrik enerjisi talebinin belirlenmesi ile ilgili yaptıkları çalışmada, 1970-2000 dönemi yıllık zaman serisi verilerini kullanmışlardır. Bunun üzerine elektrik talebi modellemesini gerçekleştirmişlerdir. Ayrıca hata düzeltme modelleri oluşturarak 2001-2005 dönemi için talep projeksiyonunda bulunmuşlardır. Elektrik talebinin giderek artacağı sonucuna ulaşılmıştır [25].

Shankar ve arkadaşları. 2020 yılında, Singapur Limanındaki konteynerın çıktısındaki veriye dair ARIMA yöntemi, trigonometrik regresyonlar (TBATS), sinir ağları (SA) ve ARIMA kullanarak, sinir ağı ile tahminleme gerçekleştirilmiştir. [26]

Yapılan literatür çalışması Çizelge 2.1 de verilmiştir. Çizelge içerisinde literatür taramasında karşılaşılan çalışmaların tez başlığı, yazar isimleri, kullandıkları model ve hangi yılda yayınlandığı bilgisi yer almaktadır.

Çizelge 2.1. Literatür Tablosu.

Tez Başlığı	Yazar	Kullanılan Model	Yıl
Energy Consumption and Economic Growth: Assessing The Evidence from Greece	Hondroyannis, G., Lolos, S., Papapetrou E.,	Vektör Hata Düzeltme Modeli	2002
Türkiye Elektrik Enerjisi Ekonometrik Talep Analizi	Akan, Y., Tak, S.,	Vektör Hata Düzeltme Modeli, En Küçük Kareler	2003
ARIMA Forecasting of Primary Energy Demand by Fuel in Turkey	Ediger, V. S., Akar, S.,	ARIMA	2007
Mathematical Models For Natural Gas Forecasting, Canadian Applied	Vitullo, S., Brown Rr. H., Corliss G. F., Marx, B. M.,	Çoklu Regresyon, YSA	2009
Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing	Livera A. M. D., Hyndman R. J.,	TBATS	2009
Zaman Serisinalizinde Mlp Yapay Sinir Ağları ve Arıma Modelinin Karşılaştırılması	Kaynar, O., Taştan, S.,	YSA, ARIMA	2009
Forecasting Electricity Generation in Nigeria using Univariate Time Series Models	Adams, S. O., Akano, R. O., Asemota, O. J.,	ARIMA	2011
En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri İle Türkiye'nin Uzun Dönem Elektrik Tüketim Tahmini ve Modellemesi	Kaytez, F.,	En Küçük Karaler, Destek Vektör Makinesi, YSA	2012
İstatistiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağı Performansına Etkisi	Yavuz, S. ve Deveci. M.,	YSA	2012
Türkiye Doğal Gaz Tüketim Tahmini	Topçu, G. Y.,	ARIMA	2013
The Dynamics of Demand and Supply of Electricity in Nigeria	Audu, N. P., Apere, O.,	Vektör Hata Düzeltme Modeli	2013
Electric Load Forecasting: A Case Study of the Nigerian Power Sector	Amlabu, C. A., Agber, J. U. Cletus, O. M.,	En Küçük Karaler	2013
Veri Madenciliğinde Regresyon Yöntemleri ile Doğalgaz Sektöründe Talep – Tüketim Analizi	Özmen, S., Şen, B.,	Regresyon	2013

Çizelge 2.2. Literatür Tablosu (devam).

Tez Başlığı	Yazar	Kullanılan Model	Yıl
Türkiye’de Hava Ulaşım Talebinin Arıma Modelleri ile Tahmin Edilmesi	Tortum, A., Gözcü O, Çodur, M. Y.,	ARIMA	2013
GM (1,1) Analysis and Forecasting for Efficient Energy Production and Consumption	Kapila Tharanga Ratnayaka, R. M. ve Kumudu Nadeeshani Seneviratna, D.M.,	GM, ARMA	2014
Yapay Sinir Ağları İle Türkiye Net Enerji Talep Tahmini	Es, H., Kalender, F. Y., Hamzaçebi, C.,	Çoklu Regresyon, YSA	2014
Yük Tahmini İçin Hibrit (YSA ve Regresyon) Model	Hocaoğlu, F. O., Kaysal, K., Kaysal A.,	YSA, Regresyon	2015
Multi-Seasonality in the TBATS Model Using Demand for Electric Energy as a Case Study	Brożyna, J., Menteli, G., Szetela, B., Strielkowski, W.,	TBATS	2018
Covid 19 Salgınına Yönelik Zaman Serisi Verileri ile PROPHET Model	Sevli, O., Başer Gülsoy, V. G.,	PROPHET	2020
Forecasting container throughput with long short-term memory networks	Shankar, S., Ilavarasan, P.V., Punia, S. & Singh, S.P.,	ARIMA, TBATS, Sinir Ağları	2020
Predicting market movement direction for bitcoin: A comparison of time series modeling methods	Ibrahim, A., Kashef, R. and Corrigan, L.,	PROPHET	2021
Financial Time Series Forecasting Using PROPHET	Yusof, U. K., Khalid, M. N. A., Hussain, A., Shamsudin, H.,	PROPHET	2021

Literatür araştırması sonucunda; Regresyon, Zaman Serileri Analizi, ARIMA ve Yapay Sinir Ağlarına sıklıkla rastlandığı görülmektedir. Bunların sonuçlarının mevsimselliği vermemesi veya yeterli kalmaması durumunda ise TBATS kullanıldığına rastlanmıştır. Bunlara ek olarak zaman serisi tahmin etme için PROPHET yöntemi yakın zamanda kullanılmıştır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. VERİLERİN ELDE EDİLMESİ VE İŞLENMESİ

Doğalgaz talep tahmini gerçekleştirilmesinde modeller kullanılmadan önce, elde edilecek verilerin durumu, tahminlerin doğru sonuç vermesi ve işe yararlılığı açısından ciddi öneme taşımaktadır. Verilerin doğruluğu ve anlaşılabilirliği; model oluşumunda ve tahmin sonucunda etkili rol oynayacaktır. Bu çalışmada kullanılan veriler, Düzce ilinin, 2017–2021 yıllarına ait 60 adet aylık toplam doğalgaz tüketim verisinden oluşmaktadır. Veri EPDK’nın paylaşmış olduğu Doğalgaz Piyasası Aylık Sektör Raporu Listesi içinde yer alan aylık sektör raporlarının “Doğal Gaz Tüketiminin İllere ve Gazın Türüne Göre Dağılımı” tablosu içerisinden alınmıştır. Veri milyon standart metreküp cinsindendir [4]. Veri seti üzerinde veri temizleme, kategorik veri çıkarımı gibi ön işleme adımları, veri normalleştirme yapılmaya ihtiyaç duyulmamıştır.

Elde edilen veriler ile 2022 yılı için aylık tüketim miktarı tahmini yapılmaktadır. Çalışmamızda ARIMA, TBATS ve PROPHET metotları ile çalışılmış. Çizelge 3.1 Düzce iline ait bazı ayların toplam doğalgaz tüketim verileri veri tablo olarak gösterilmektedir [4].

Çizelge 3.1. Düzce iline ait veri seti.

ID	Tarih (g/ay/yıl)	Doğalgaz (Milyon Sm ³)
1	01.01.2017	31,438
2	01.02.2017	24,676
.	.	.
.	.	.
59	1.11.2021	23,997
60	1.12.2021	30,151

3.2. ARIMA YÖNTEMİ

ARIMA modelleri genel, durağan bir yapıda olmayan ancak fark alarak kullanıldığında durağan duruma dönüştürülmüş dizilere uygulanan modeller olarak

tanımlanabilmektedir. Durağan bir yapıda olmayan fakat fark alarak kullanıldığında durağan yapıya getirilmiş serilere entegre edilen modeller “durağan yapıda olmayan doğrusal yapıda stokastik modeller” olarak adlandırılır. Buradaki modellere d derecesinden çıkarımı alınan serilere, değişkende t -anındaki geriye dönük durumları ile aynı andaki hata gösteriminin doğrusal yapıdaki fonksiyon oluşturarak belirtilen AR ve değişkenden t -anındaki durumunun geçerli zamandaki hata değerini, bunun yanında belirlenmiş miktarda geriye dönen hata değerinin doğrusal olan fonksiyona ait anlamında ifade edilmekte olduğu MA modelinde birleşim olarak belirtilir [27]. Modeller genellikle ARIMA (p, d, q) şeklinde gösterilmektedir. Bu durumdaki p ve q sırayla otoregresif (AR) modelde, hareket ortalamasındaki (MA) modeli üzerinde derece olan, d fark alınma derecesidir [28].

Denklem (3.1) de $Z_t, Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p}$ d derecesinden fark alma işlemi uygulanmış gözlem değerleri, $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ d derecesinden fark alma işlemi uygulanmış gözlemlene değerlerine yönelik çarpanları, δ sabiti değerini, $a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$ hata değerlerinin terim halindeki gösterimini bununla birlikte $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_q$ hata değerlerinin ilgili katsayılarını belirtmektedir. Mevsimsellik tahminlemelerde sıklıkla kullanılması nedeniyle, Arıma modeli çalışmamızda yer almaktadır [29].

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + a_t - \Theta_1 a_{t-1} - \Theta_2 a_{t-2} - \dots - \Theta_q a_{t-q} \quad (3.1)$$

3.3. TBATS YÖNTEMİ

Zaman serisi tahmini, geçmişten gözlemlenmiş olan değerlere yönelik olarak gelecekteki değerleri tahmin etmek için bir modelin kullanılması anlamına gelir. Zaman serisi tahmininde, belirli zaman serisi verileriyle mücadele edilir. Bunun nedeni, mevsimsellik içeren verilerdir [30].

BATS($\omega, \phi, p, q, m_1, m_2, \dots, m_T$) şeklinde belirtilmektedir. BATS kısaltmasının açılımı sırasıyla Box-Cox dönüşümü, ARMA data değerleri, Trendi ve Mevsimselliği kelime olarak belirten İngilizce harfleridir. Box-Cox parametreleri (ω ve ϕ) ARMA parametreleri (p ve q). Mevsimsellik parametreleri ise ($m_1 \dots m_T$) barındırmaktadır [30].

TBATS($\omega, \phi, p, q, \{m_1, k_1\}, \{m_2, k_2\}, \dots, \{m_T, k_T\}$) şeklinde belirtilmektedir. TBATS kısaltmasında açılım ilk harfi olan T “Trigonometrik” anlamına gelmektedir.

Trigonometrik BATS olarak açıklanabilmektedir. Formülü (3.2)(3.3)(3.4)'te gösterilmektedir [31].

$$s_t^{(i)} = \sum_{j=1}^{k_t} s_{j,t}^{(i)} \quad (3.2)$$

$$s_{j,t}^{(i)} = s_{j,t-1}^{(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + s_{j,t-1}^{*(i)} \sin \lambda_j^{(i)} + \gamma_1^{(i)} d_t \quad (3.3)$$

$$s_{j,t-1}^{*(i)} = -s_{j,t-1}^{(i)} \sin \lambda_j^{(i)} + s_{j,t-1}^{*(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + \gamma_2^{(i)} d_t \quad (3.4)$$

TBATS, zaman serisi verilerini modellemek için bir tahmin yöntemidir. TBATS modeli, mevsimsellik kısıtlamaları olmadan karmaşık mevsimselliklerle (örneğin, tamsayı olmayan mevsimsellik, iç içe olmayan mevsimsellik ve büyük dönemli mevsimsellik) başa çıkma yeteneğine sahiptir ve ayrıntılı, uzun vadeli tahminler oluşturmayı mümkün kılar. Zamana bağlı ve mevsimsellikte literatürde rastlanması nedeniyle çalışmamızda TBATS modeline yer verilmektedir [31].

3.4. PROPHET YÖNTEMİ

PROPHET yöntemi, Facebook veri bilimi ekibinin geliştirdiği açık kaynaklı bir tahmin etme yöntemidir [32]. Doğrusal olmayan tahminlemeler için geliştirilmiş bir yöntemdir. Bu yöntemi R dili ve Python dili üzerinde kullanabilmek mümkündür. Bu çalışmada geliştirilmiş güncel yöntem olması nedeniyle PROPHET yöntemi uygulanmaktadır. Bu yöntemde sezgisel yaklaşım kullanılmaktadır. Bu yaklaşım sayesinde verinin detaylarına vakit harcamadan verimli tahminler sağlanabilir [14]. Literatürde doğalgaz için PROPHET yöntemi mevcut olmaması, PROPHET 'in mevsimsellikte kullanılması ve

açık kaynaklı olması nedeniyle, çalışmamızda PROPHET yöntemine yer verilmiştir. Denklemi (3.5)(3.6)(3.7)(3.8)'de mevcuttur [33].

Denklemde (3.5) yer alan $g(t)$ değeri zaman içindeki büyümeyi, $s(t)$ mevsimsel değişimi, $h(t)$ tatil günleri etkisi, $e(t)$ kendine ait değişkenleri belirtmektedir.

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e(t) \quad (3.5)$$

Denklemde (3.6) yer alan C taşıma kapasitesini, k = büyüme oranını, m ise parametreyi temsil etmektedir.

$$g(t) = C / (1 + \exp(-k(t-m))) \quad (3.6)$$

Denklemde (3.7) yer alan P , zaman serisinin sahip olacağı normal dönemi, N ise her t değeri için bir mevsimsellik vektör matrisini belirtmektedir.

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos\left(\frac{(2\pi nt)}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{(2\pi nt)}{P}\right) \right) \quad (3.7)$$

Denklemde (3.8) yer alan D , Geçmiş ve gelecekteki tatil günlerinin kümesini; K , tatile tahminde karşılık olan parametre atamasını belirtmektedir.

$$h(t) = [(t \in D_{-1}), \dots, (t \in D_{-L})]K \quad (3.8)$$

3.5. PERFORMANS ÖLÇÜM METRİKLERİ

Çalışma içerisinde kullanılan modellerin performanslarını ölçmek için bazı performans ölçüm metrikleri kullanılmıştır. Bu performans ölçüm metrikleri ile modellerin hata oranlarını bularak hangi modelin hata payları daha yüksek olduğu yönünde çıkarımda bulunulmuştur.

Performans ölçüm metrikleri olarak MAE (Mean Absolute Error – Ortalama Mutlak Hata), RMSE (Root Mean Squared Error – Hata Karelerinin Ortalaması) ve MAPE (Mean Absolute Percentage Error – Ortalama Mutlak Yüzde Hata) kullanılmıştır.

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

y_t = Gerçek değer.

$\hat{y}_t$ = Tahmin değeri.

n = Tahmin adeti.

Metriklerin gösterimi Çizelge 3.2’teki gibidir. Burada hata metriklerinin hesaplanması amacıyla kullanılan formüller yer almaktadır [34].

Çizelge 3.2. Performans ölçüm metrikleri.

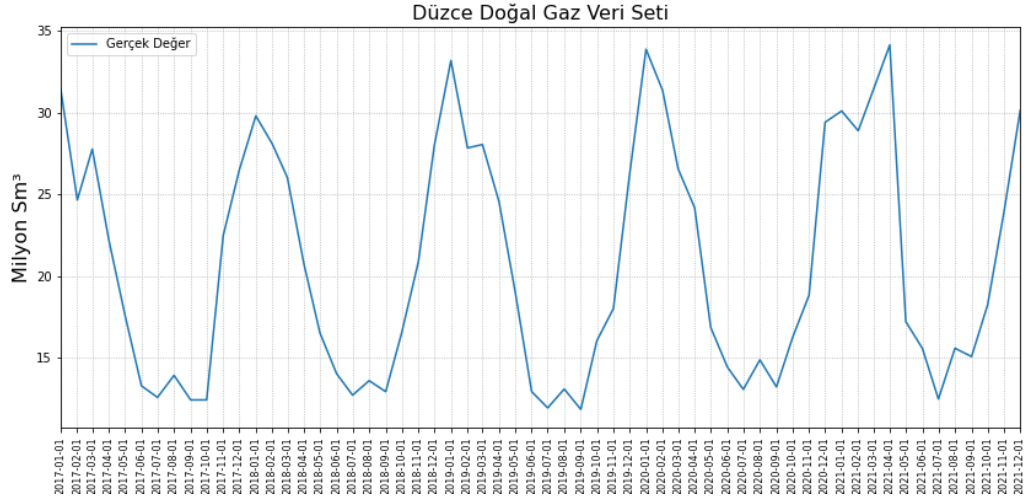
RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}$
MAE	$MAE = \frac{1}{n} \times \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)$
MAPE	$MAPE = \sum_{t=1}^n \left \frac{(y_t - \hat{y}_t)}{y_t} \right \times \frac{100}{n}$

4. UYGULAMA VE BULGULAR

Python programlama dili kullanılarak; Düzce ilinin 2017-2021 verileri üzerinde eğitim gerçekleştirerek, 2022 yılı için geleceğe yönelik tahminleme gerçekleştirilmiştir. Veri seti EPDK (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu) Doğalgaz Piyasasındaki Aylık Sektör Raporu Listesi, aylık sektör raporları içerisinde bulunan “Doğal Gaz Tüketiminin İllere ve Gazın Türüne Göre Dağılımı” tablosundan elde edilmiştir. Toplamda 60 adet veri elde edilmiştir [4].

Yapılan bu çalışmada mevsimsellik konusunda başarılı sonuçlar vermiş olan, ARIMA ve TBATS ve PROPHET yöntemleri kullanılmıştır. Doğalgaz veri setinin 2017-2020 yılları arası (48 ay) eğitim, 2021 yılı (12 ay) test için kullanılmıştır. Burada eğitim yapacağımızın ay oranı tahminden fazla olması, makine öğrenimi için gerekli bir durumdur. Genel olarak bu ayırım %80’e %20 olarak yapılmaktadır [35]. Yapılan çalışmanın hata payını ölçmek için üç adet performans metriği kullanılmıştır. Kullanılan metrikler sırasıyla; Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE) ve Root Mean Squared Error (RMSE).

Düzce iline ait 2017-2021 yılları arası 5 yıllık aylık toplam doğalgaz tüketim verisi Şekil 4.1’de yer almaktadır. Düzce’nin doğalgaz talebinin mevsimsel olarak arttığını, yıllık bazlı incelendiğinde yıllara göre ciddi bir artış göstermediği, 2021 yılı Nisan ayındaki sapma hariç yaz aylarında daha düşük bir doğalgaz tüketimi gerçekleşirken, kış aylarında daha yüksek bir doğalgaz tüketimi olduğu görülmektedir. En düşük doğalgaz tüketimi yıllar içerisinde hep aynı aylarda olduğu gözlemlenmektedir. Grafikte yatay çizgi zamanı temsil ederken, dikey çizgi ise elektrik tüketim miktarını Milyon Sm³ cinsinden temsil etmektedir.



Şekil 4.1. Düzce ili 2017-2021 yılları aylık doğalgaz tüketim verisi.

Çizelge 4.1’de 2017-2021 yılları arasında gerçekleşen doğalgaz tüketim verisinin aylara göre ortalaması görülmektedir. Veri seti incelenip kıyaslandığında 2021 yılı Nisan ayının 5 yıllık Nisan ayı ortalamasından yüksek olduğu, sapma durumu söz konusu olduğu, göze çarpmaktadır.

Çizelge 4.1. 2017-2021 yılları aylara göre ortalama doğalgaz tüketimi.

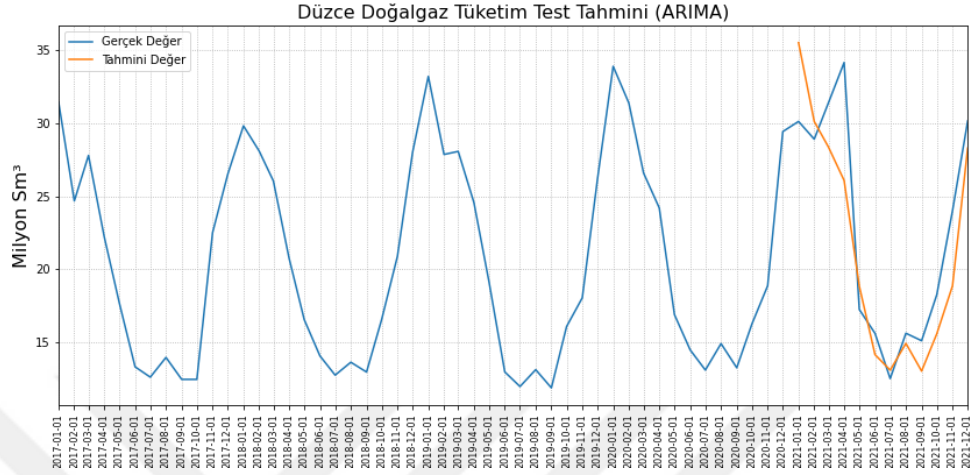
Ay	5 Yıllık Ortalaması
Ocak	31,70
Şubat	28,19
Mart	27,98
Nisan	25,18
Mayıs	17,48
Haziran	14,08
Temmuz	12,58
Ağustos	14,24
Eylül	13,12
Ekim	15,92
Kasım	20,85
Aralık	28,05

4.1. ARIMA YÖNTEMİ

4.1.1. ARIMA Eğitim

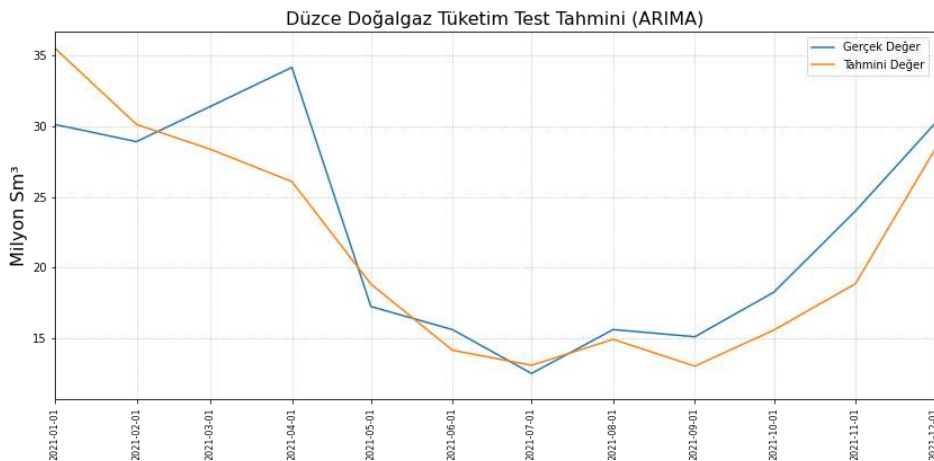
ARIMA ile yapılan test çalışmasının grafiği Şekil 4.2’de görülmektedir. Grafik içerisinde 5 yıla ait aylık doğalgaz tüketim verisini ve son yıla ait ARIMA yönteminin tahmin

sonuçlarını görmektedir. Grafikte bulunan mavi renkteki hat veri setindeki gerçek(doğrulama) değerlerini temsil etmektedir. Turuncu hatta ise ARIMA yönteminin tahmin ettiği sonuçları temsil etmektedir.



Şekil 4.2. ARIMA yönteminde eğitim, test ve tahmin verisi.

ARIMA yönteminin test çalışmasına bakıldığında temmuz ayına kadarki tahminde diğer aylara kıyasla daha uzak tahminde bulunduğu Şekil 4.3’de gözlemlenmiştir. Bunun nedeni önceki yıllarda ocak, şubat ve mart aylarında daha yüksek ve nisan ayından sonra azalma gösterme durumu olmasıdır. Bu durumda 2021 yılı nisan ayı ile gerçekleşen sapma, tahmin etmede sorun yarattığı gözlemlenmektedir.



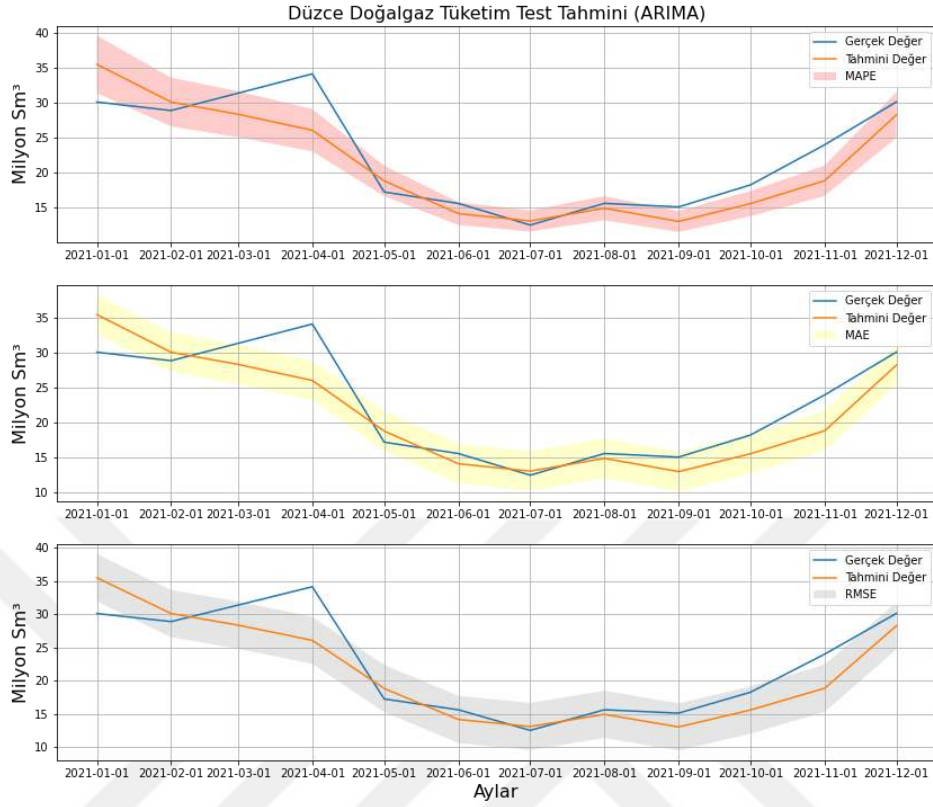
Şekil 4.3. ARIMA yönteminde test ve tahmin verisi.

ARIMA yönteminin performans hesaplama metriklerinin sonuçları Çizelge 4.2’de sayısal olarak bulunmaktadır. MAE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 2.817 milyon Sm³ hata payı olduğu gözlemlenmektedir. RMSE performans ölçüm yönteminde tahmin değerinin 3.558 milyon Sm³ hata payı olduğu gözlemlenmektedir. MAPE performans ölçüm yönteminde ise tahmin değerinin %11,5 oranında bir hata payı olduğu gözlemlenmektedir.

Çizelge 4.2. ARIMA performans ölçüm metriklerinin sonuçları.

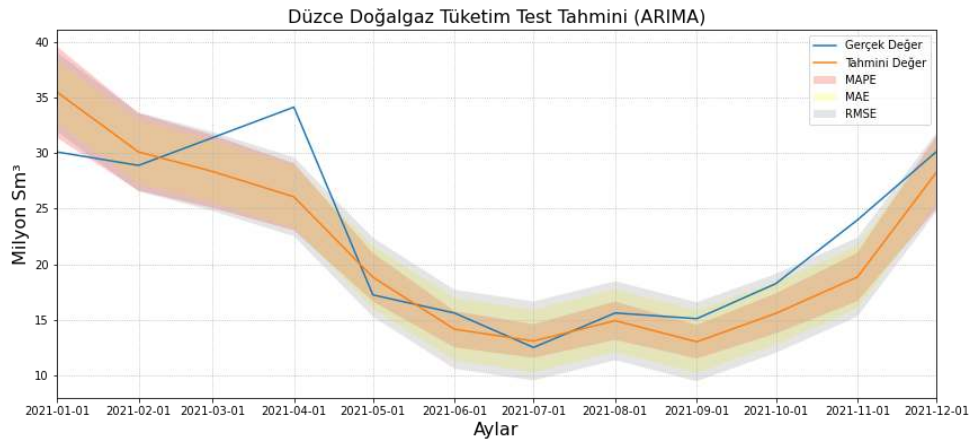
Performans Ölçüm Metriği	Sonuç
MAE (Mean Absolute Error)	2.817
RMSE (Root Mean Squared Error)	3.558
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	%11,5

ARIMA yönteminde performans metriklerinin sonuçları Şekil 4.4’de yer bulunmaktadır. Şekil 4.4’de, tahmin değerlerinin performans ölçüm metriklerini MAPE, MAE ve RMSE hata hesaplayıcılarına göre genişletilmiş halde görülmektedir. Bu durumda tahmin değerinin kabul gördüğü aralıkları görülmektedir. Burada ocak ve nisan ayının aralığın dışında kaldığı gözlemlenmektedir.



Şekil 4.4. ARIMA yönteminde MAPE, MAE ve RMSE sonuçları.

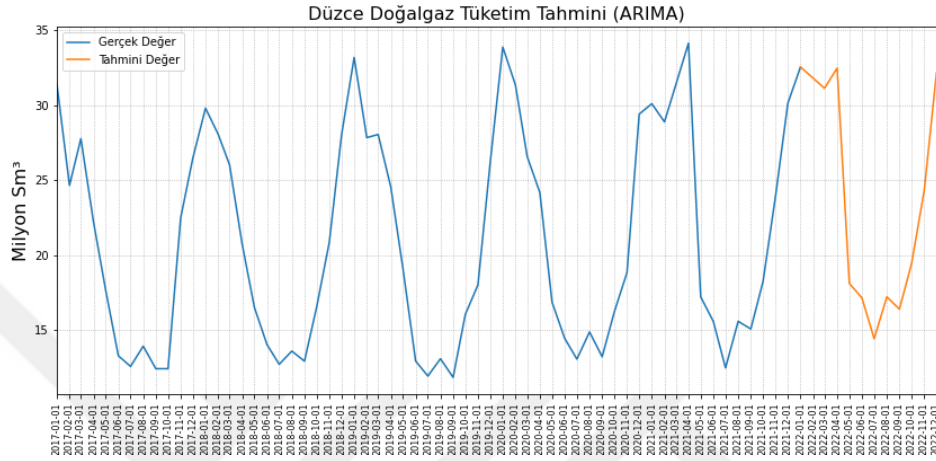
ARIMA yöntemi üzerine 3 farklı performans metriğinin tek grafikte gösterimi Şekil 4.5’de yer almaktadır. Burada tüm hata sapmaları neredeyse aynı aralıkta olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 4.5. ARIMA yönteminde MAPE, MAE ve RMSE birlikte gösterimi.

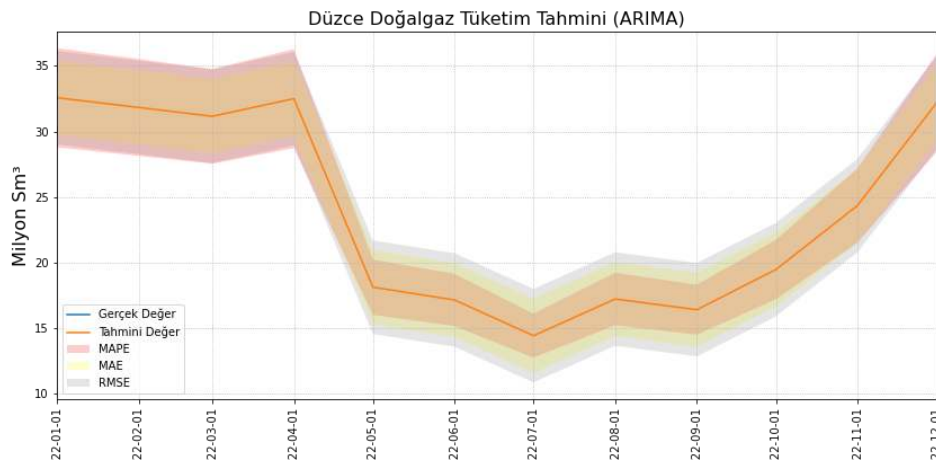
4.1.2. ARIMA Test

ARIMA yönteminin 2022 yılı tahmin sonuçları Şekil 4.6’de görülmektedir. 5 Yıllık eğitim verisi ile tahmin verisi bir arada görüntülenmektedir. Temmuz ayında diğer yılların temmuz aylarına göre daha yüksek gaz tüketimi olacağı tahmini yapılmıştır. Tahmin sonuçları önceki aylar ile benzerlik göstermektedir.



Şekil 4.6. ARIMA yöntemi ile eğitim verisi ve 2022 yılı tahmini.

ARIMA yöntemine MAPE, MAE ve RMSE performans metrikleri eklendiğinde 2022 yılının tahmin görüntüsü Şekil 4.7’de görülmektedir. Burada metriklerin alanı tarandığında gerçek değeri kapsadığı görülmektedir.

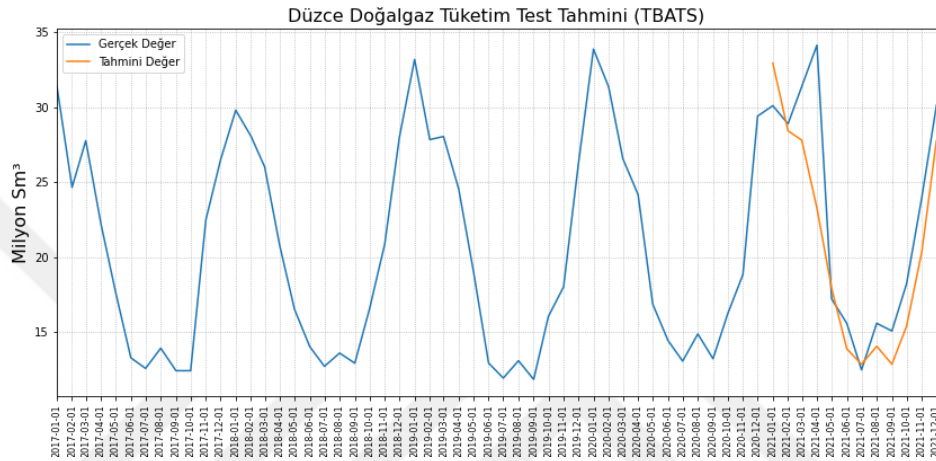


Şekil 4.7. ARIMA yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE performans ölçümleriyle 2022 yılı tahmini.

4.2. TBATS YÖNTEMİ

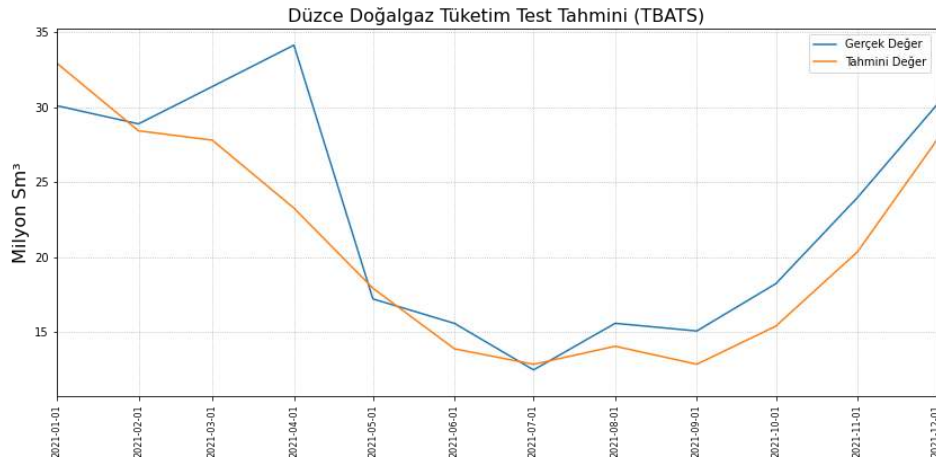
4.2.1. TBATS Eğitim

TBATS ile yaptığımız test çalışmasının grafiği Şekil 4.8’de görülmektedir. Grafik içerisinde 5 yıla ait aylık doğalgaz tüketim verisini ve son yıla ait TBATS tahmin sonuçlarını görmekteyiz. Şekil 4.8’de . Grafikte mavi hatta veri setimizdeki gerçek değerleri temsil ederken, turuncu hatta ise TBATS tahmin sonuçları belirtilmektedir.



Şekil 4.8. TBATS yönteminde eğitim, test ve tahmin verisi.

TBATS yönteminin test çalışmasına baktığımızda gerçek değerlere nisan ayı sonrasında paralel bir yol izlediği Şekil 4.9’de gözlemlenmiştir. Yılın ilk aylarında daha uzak tahminler gerçekleşmektedir. Buradaki durumdan nisan ayındaki fazla talep ve ocak ayındaki az talebin tahmin etmede zorlanmaya neden olduğunu gözlemlenmektedir.



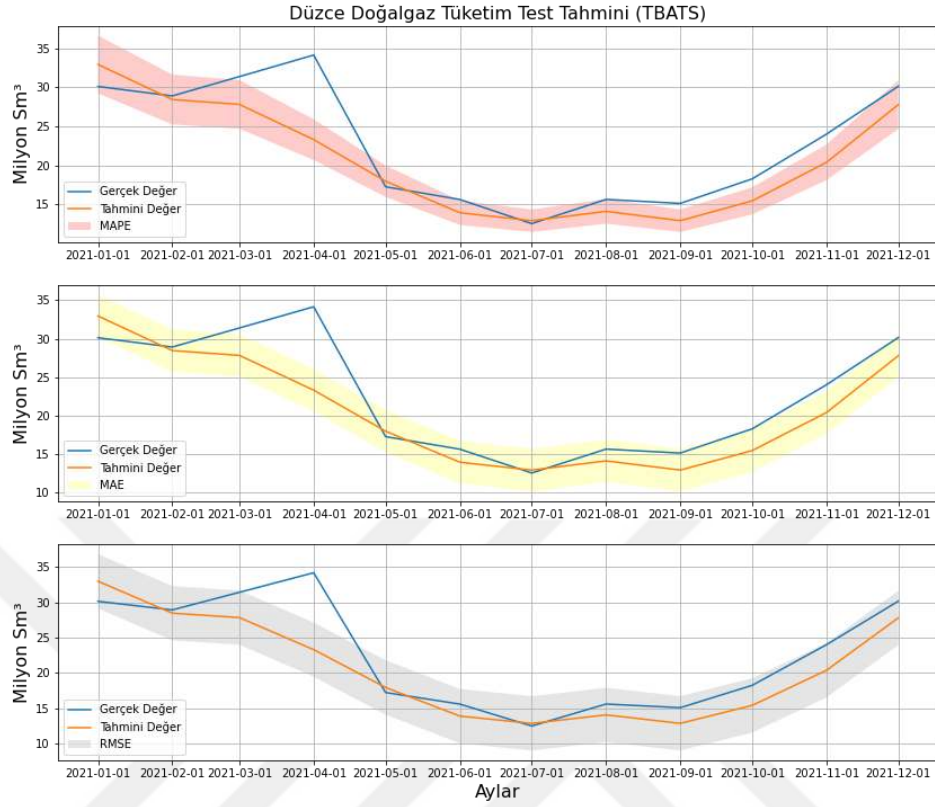
Şekil 4.9. TBATS yönteminde test ve tahmin verisi.

TBATS yönteminde performans metriklerinin sonuçları Çizelge 4.3. TBATS performans ölçüm metriklerinin sonuçları. de sayısal olarak yer almaktadır. MAE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 2.756 milyon Sm^3 hata payı olduğu görülmektedir. RMSE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 3.835 milyon Sm^3 hata payı olduğu görülmektedir. MAPE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin %11.2 oranında bir hata payı olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.3. TBATS performans ölçüm metriklerinin sonuçları.

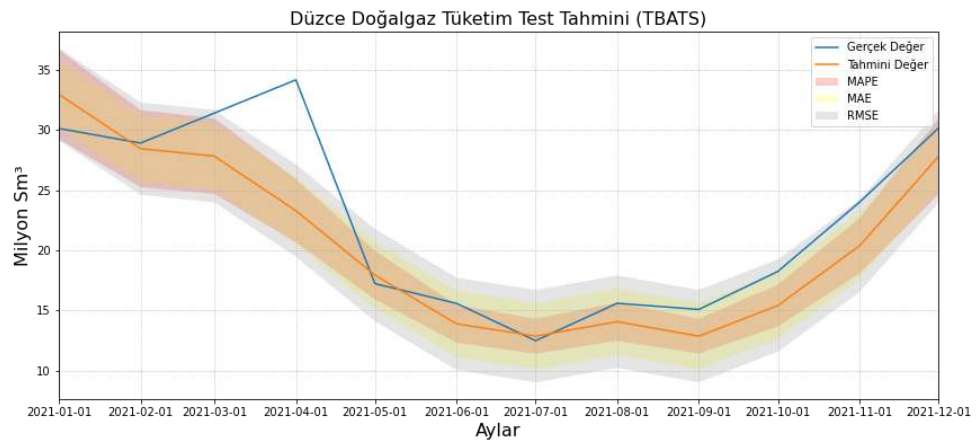
Performans Ölçüm Metriği	Sonuç
MAE (Mean Absolute Error)	2.756
RMSE (Root Mean Squared Error)	3.835
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	%11,2

TBATS yönteminde performans metriklerinin sonuçları Şekil 4.10'da grafik olarak yer almaktadır. Resim 2.3 de yer alan grafiklerde, tahmin değerleri performans ölçüm metriklerine göre genişletilmiş halini görmektesiniz. Burada tahmin değerimizin hangi aralıklarda kabul gördüğü görülmektedir. Burada Nisan ayının aralığının dışında kaldığı gözlemlenmektedir.



Şekil 4.10. TBATS yönteminde MAPE, MAE ve RMSE sonuçları.

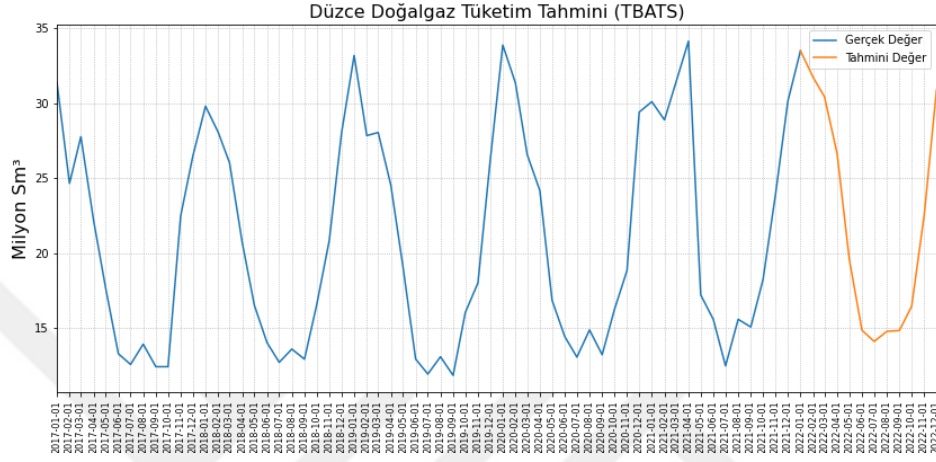
TBATS yöntemi için 3 farklı performans metriğinin tek grafikte gösterimi Şekil 4.11’de yer almaktadır. 3 yöntemin birbirleri arasındaki farklar tek grafikte gözlemlenmektedir.



Şekil 4.11. TBATS yönteminde MAPE, MAE ve RMSE birlikte gösterimi.

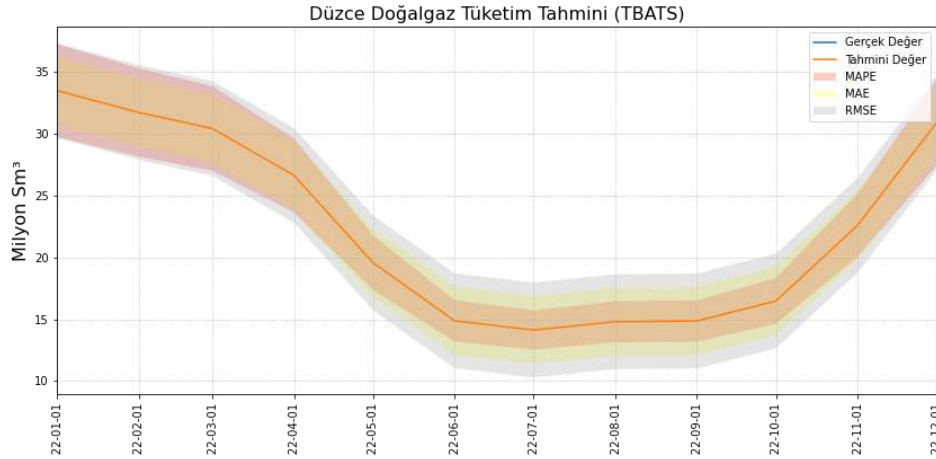
4.2.2. TBATS Test

TBATS yönteminin 2022 yılı tahmin sonuçları Şekil 4.12’de görülmektedir. 5 Yıllık eğitim verisi ile tahmin verisi bir arada belirtilmektedir. Yaz aylarında tüketilecek doğalgaz miktarının yıllara göre artacağı, bunun yanında kış aylarında aylık bazda artış gerçekleşeceği yönünde bir tahmin yapılmıştır.



Şekil 4.12. TBATS yöntemi ile eğitim verisi ve 2022 yılı tahmini.

TBATS yöntemine MAPE, MAE ve RMSE performans metrikleri eklendiğinde 2022 yılının tahmin görüntüsü Şekil 4.13’de görülmektedir.

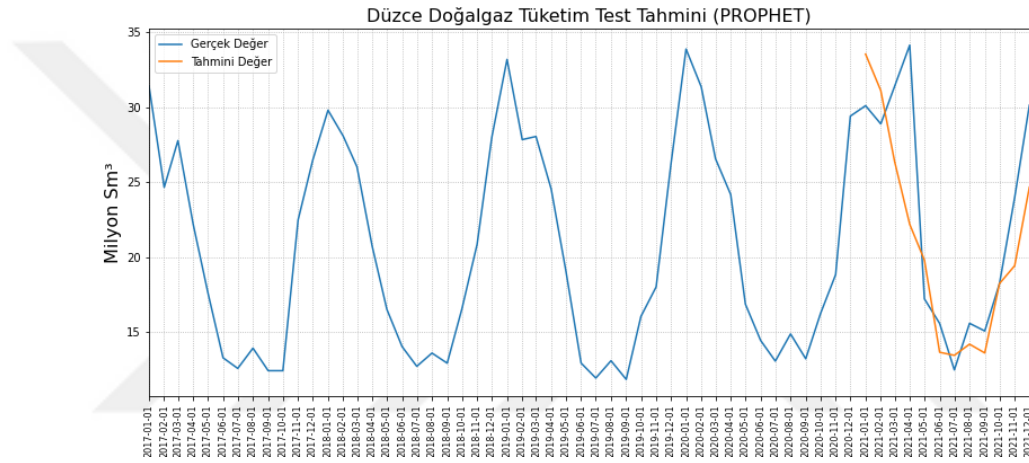


Şekil 4.13. TBATS yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE performans ölçümleriyle 2022 yılı tahmini.

4.3. PROPHET YÖNTEMİ

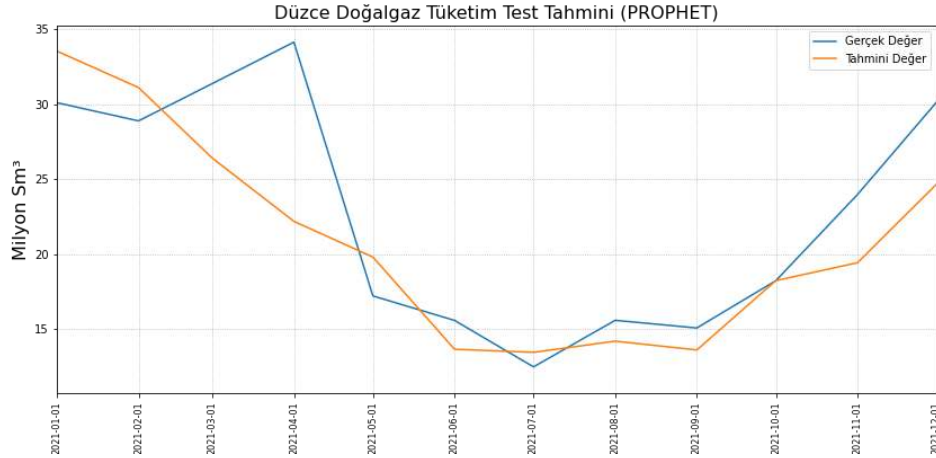
4.3.1. PROPHET Eğitim

PROPHET ile gerçekleştirilen test çalışmasının grafiği Şekil 4.14’de yer almaktadır. Grafik içerisinde 5 yıla ait aylık doğalgaz tüketim verisini ve son yıla ait PROPHET tahmin sonuçları bulunmaktadır. Grafikte mavi hatta veri setimizdeki gerçek değerleri temsil ederken, turuncu hatta ise PROPHET tahmin sonuçlarını temsil edilmektedir. Grafikte Nisan ayındaki uyumsuzluk beklenen bir durum olmasının dışında, diğer aylarda da tahmin etmeleri çok yakın olmadığı gözlemlenmektedir.



Şekil 4.14. PROPHET yönteminde eğitim, test ve tahmin verisi.

PROPHET yönteminin test tahmin sonucunu Şekil 4.15’de yer almaktadır. PROPHET yönteminde ocak ayında belirlenen değer, gerçekte nisan ayında gerçekleşmiştir. Buradan bu yükselişi tahmin etmesi ancak ayda oluşmuş olan bir sapmanın, tahmin etme durumunda genel olarak sapmaya yol açtığı gözlemlenmektedir. Sapma Temmuz, Ağustos, Eylül ve Ekim aylarında toparlanmış olduğu sonrasında aralığın tekrar açıldığı gözlemlenmektedir.



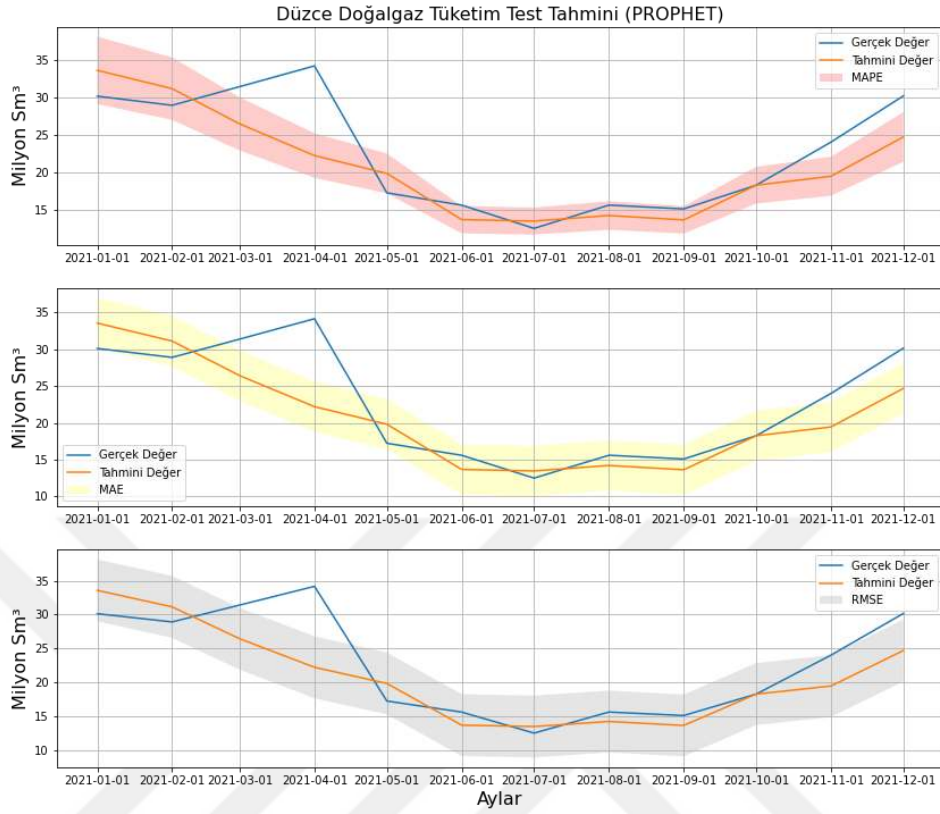
Şekil 4.15. PROPHET yönteminde test ve tahmin verisi.

PROPHET yönteminde performans metriklerinin sonuçları Çizelge 4.4'de yer almaktadır. MAE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin hata payının 3,411 milyon Sm³ olduğu görülmektedir. RMSE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin hata payının 4,466 milyon Sm³ olduğu görülmektedir. MAPE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin hata payı nın %13,3 oranında bir olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.4. PROPHET performans ölçüm metriklerinin sonuçları.

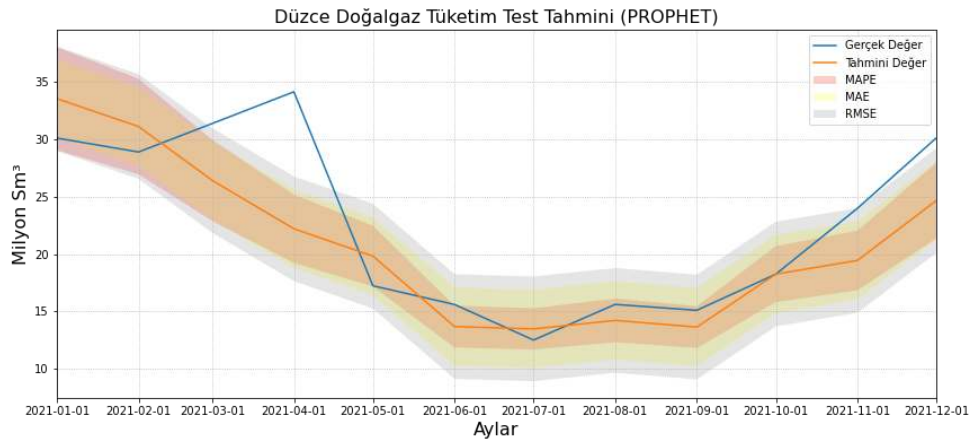
Performans Ölçüm Metriği	Sonuç
MAE (Mean Absolute Error)	3.411
RMSE (Root Mean Squared Error)	4.566
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	%13,3

PROPHET yönteminde performans metriklerinin sonuçları Şekil 4.16'de grafik olarak yer almaktadır. Tahmin değerlerinin performans ölçüm metrikleri ile birlikte gösterimine baktığımızda 3 performans ölçüm metriğine göre de nisan ayı gerçek değere göre uzak tahmin edilmiştir. Ancak 2021 yılı için nisan ayı önceki yıllara kıyasla çok zıt bir değere sahip olduğu görülmektedir. 2017-2020 yılları nisan ayı ortalama doğalgaz tüketim değeri 22,94 milyon Sm³ olarak görülmektedir. Ancak 2021 yılı doğalgaz tüketimi 34,15 milyon Sm³ olmuştur. PROPHET yöntemi 22,21 milyon Sm³ tahmin etmiştir.



Şekil 4.16. PROPHET yönteminde MAPE, MAE ve RMSE sonuçları.

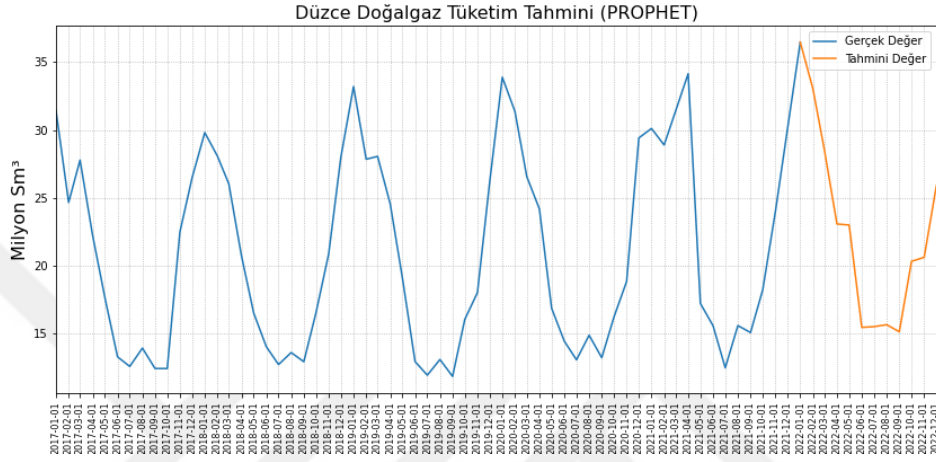
PROPHET yöntemi için 3 farklı performans metriğinin tek grafikte gösterimi Şekil 4.17’de yer almaktadır. 3 yöntemin birbirleri arasındaki farklar tek grafikte gözlemlenmektedir.



Şekil 4.17. PROPHET yönteminde MAPE, MAE ve RMSE birlikte gösterimi.

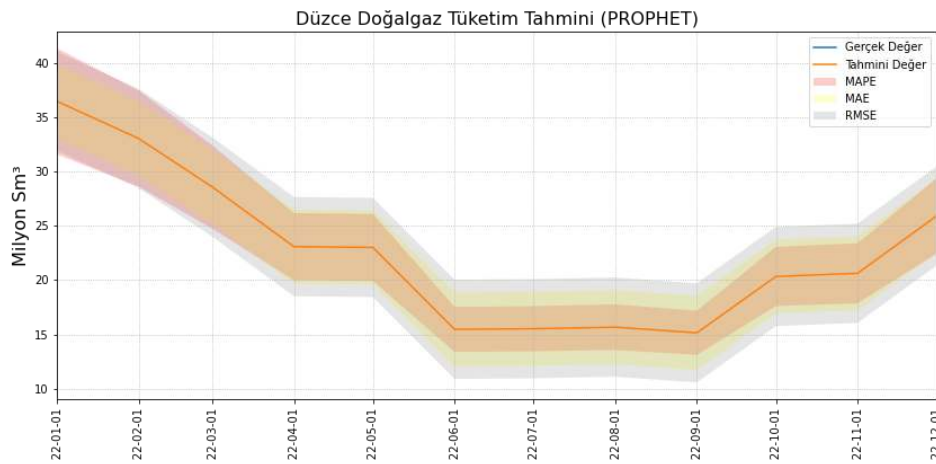
4.3.2. PROPHET Test

PROPHET yönteminin 2022 yılı tahmin sonuçları Şekil 4.18’de görülmektedir. 5 Yıllık eğitim verisi ile tahmin verisi bir arada görüntülenmektedir. Mayıs ayında önceki yıllara göre artış olacağı yönünde bir tahminde bulunmuştur. Yaz aylarında tüketilecek doğalgaz miktarının artacağı yönünde bir tahmin yapılmıştır. Aralık ayında ise önceki yıllara göre çok daha düşük tüketim olacağı yönünde bir tahmin yapmıştır.



Şekil 4.18. PROPHET yöntemi ile eğitim verisi ve 2022 yılı tahmini.

PROPHET yöntemine MAPE, MAE ve RMSE performans metrikleri eklendiğinde 2022 yılının tahmin görüntüsü Şekil 4.19’da görülmektedir.

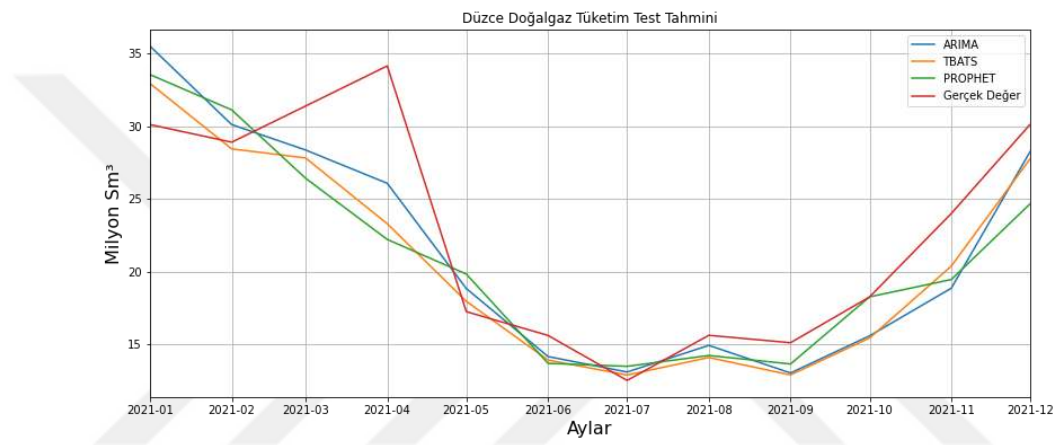


Şekil 4.19. PROPHET yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE performans ölçümleriyle 2022 yılı tahmini.

4.4. YÖNTEMLERİN KARŞILAŞTIRILMASI

4.4.1. Genel Eğitim Sonuçları

Test eğitim çalışması sonuçlarının birlikte gösterimi Şekil 4.20’de yer almaktadır. Ocak, şubat, mayıs, temmuz ve kasım ayında TBATS yönteminin gerçek değere daha yakın sonuçlar verdiği görülmektedir. Mart, nisan, haziran, ağustos ve aralık ayında ARIMA yönteminin gerçek değere daha yakın sonuçlar verdiği görülmektedir. Eylül ve ekim aylarında ise PROPHET yönteminin gerçek değere daha yakın sonuçlar verdiği görülmektedir.



Şekil 4.20. ARIMA, TBATS ve PROPHET test tahmin sonuçlarının birlikte gösterimi.

Çizelge 4.5 de ise çalışmamızda yer alan ARIMA TBATS ve PROPHET yöntemlerinin sayısal sonuçları gösterilmektedir. Koyu renkli olarak işaretlenmiş değerler Gerçek Değere daha yakın olan değerleri temsil etmektedir.

Çizelge 4.5. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test Tahmin Sonuçlar Tablosu.

Tarih	ARIMA	TBATS	PROPHET	GERÇEK DEĞER
2021-01	35.52	32.95	33.56	30.12
2021-02	30.12	28.45	31.13	28.91
2021-03	28.37	27.82	26.43	31.39
2021-04	26.08	23.29	22.21	34.16
2021-05	18.83	17.95	19.82	17.24
2021-06	14.14	13.9	13.68	15.6
2021-07	13.08	12.87	13.47	12.5

Çizelge 4.6. ARIMA, TBATS ve PROPHET test tahmin sonuçlar tablosu (devam).

Tarih	ARIMA	TBATS	PROPHET	GERÇEK DEĞER
2021-08	14.91	14.08	14.22	15.61
2021-09	13.01	12.88	13.63	15.1
2021-10	15.57	15.42	18.26	18.25
2021-11	18.85	20.37	19.45	24.0
2021-12	28.29	27.79	24.68	30.15

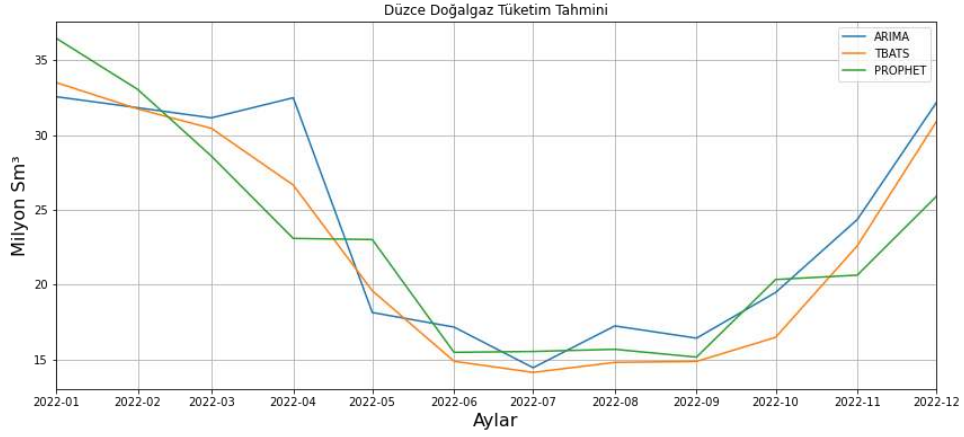
Çizelge 4.7’da performans ölçüm metriklerinin sonuçları yer almaktadır. MAE ve MAPE performans ölçüm metriğinde TBATS yönteminin hata payı daha az iken. RMSE performans ölçüm metriğine göre ARIMA daha az hata payına sahiptir. TBATS ve ARIMA kendi aralarında çok yakın hata payı oranlarına sahip iken PROPHET daha yüksek bir hata oranına sahiptir.

Çizelge 4.7. Ölçüm metrikleri ve yöntemlerin sonuçları.

Ölçüm Metrikleri	ARIMA	TBATS	PROPHET
MAE	2.817	2.756	3.411
RMSE	3.558	3.835	4.566
MAPE	%11,5	%11,2	%13,3

4.4.2. Genel Test Sonuçları

Çalışmamızda kullandığımız 3 yöntemin 2022 yılı tahminini Şekil 4.21’de bir arada görmekteyiz. Çalışmamızda ARIMA, TBATS ve PROPHET yöntemlerinin yakın değerler verdiği görülmektedir. Diğer yöntemler nisan ayının azalması üzerine tahminlemeler yaparken, ARIMA Nisan ayında bir artış öngörmüştür. Bunun nedeni 2021 Nisan ayı artışı olarak düşünülmektedir.



Şekil 4.21. ARIMA, TBATS ve PROPHET 2022 yılı tahmini.

Çalışmamızda yer alan ARIMA, TBATS ve PROPHET yöntemlerinin 2022 yılı doğalgaz tüketim tahminleri Çizelge 4.8’de verilmiştir. Koyu renkli olan veriler Resim 4.1 de yer alan test sonuçlarında gerçek değere en yakın yöntemler baz alınarak koyu renk yapılmıştır. Ay bazlı iyi olan modeller seçilerek hibrit bir yapı oluşturulabilir. Verilerin artırılması, veri setini çeşitlendirmek tahmin sonuçlarını daha doğru olabilmesini sağlayabileceği düşünülmektedir. Örneğin, hava sıcaklığı verisi aylık ortalama bazlı edinilmesi, doğalgaz için faydalı olabilir.

Çizelge 4.8. ARIMA, TBATS ve PROPHET test tahmin sonuçlar tablosu.

Tarih	ARIMA	TBATS	PROPHET
2022-01	<u>32.57</u>	33.52	36.48
2022-02	31.83	<u>31.75</u>	33.05
2022-03	31.15	30.45	<u>28.59</u>
2022-04	32.5	26.66	<u>23.09</u>
2022-05	<u>18.14</u>	19.59	23.01
2022-06	17.16	<u>14.88</u>	15.47
2022-07	14.44	<u>14.13</u>	15.53
2022-08	17.24	<u>14.8</u>	15.67
2022-09	16.42	<u>14.86</u>	15.15
2022-10	19.48	<u>16.48</u>	20.34
2022-11	24.35	22.6	<u>20.64</u>
2022-12	32.17	30.9	<u>25.9</u>

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Düzce ilinin; konut, sanayi, elektrik üretimi gibi alanlarda doğalgaz ihtiyacı duyması; bu ihtiyaç doğrultusunda yaşanabilecek bir artışta veya azalışta bu durumdan mümkün oldukça az etkilenmesi için nitelikli çözümler üretilebilmesi gerekmektedir. Bu nedenle doğalgaz sektörü için geleceğe yönelik tahminlerin yapılması, bu tahminde tüketim değerlerinin olabildiğince gerçeğe yakın tahmin edilmesi oldukça önemli olduğu söylenebilir. Türkiye'nin doğalgaz için genel tahmini yerine; iklim şartları gereği daha gerçekçi tahminler gerçekleştirebilmesi için, bölgesel tahminlemeler gerçekleştirmesi gerekmektedir.

Doğalgaz tüketimi talebi üzerine tahmin çalışmasının yapılmasının, iklim şartları gereği öngörülmesi önemli olması nedeniyle Düzce ili için 2017-2021 dönemi aylık doğalgaz tüketim verileri kullanılarak, 2022 yılı için doğalgaz enerjisi talebi için tahmin çalışması yapılmıştır. Ulaşılan tahmin değerlerini elde etmek ve kıyaslamak amacıyla, mevsimsellik konusunda başarılı sonuçlar veren yöntemler olan; ARIMA, TBATS, ve PROPHET yöntemleri kullanılmıştır. Yöntemlerin doğruluğu ve hata değerleri hesaplanması amacıyla; Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE) ve Root Mean Squared Error (RMSE) hata metrikleri kullanılmıştır. Kullanılan yöntemler kıyaslanarak Düzce ili için en başarılı sonuç veren yöntem kullanılarak, doğalgaz talebinin karşılanması hedeflenmektedir.

Yapılan çalışma sonucunda; Düzce ilinin doğalgaz talebinin genellikle ocak ayında yüksek değer verdiği gözlemlenmektedir. Bu durumda en yüksek ayın ocak olacağı düşünülmektedir. Ancak 2021 yılında nisan ayında, ocak ayına göre daha fazla doğalgaz enerjisi talebi meydana gelmiştir. Ocak ayındaki ihtiyaç ise diğer yıllara göre daha azdır. Buradaki artışın birçok nedeni olabilir. Bunlara; sıcaklık, nüfus, yağış gibi durumlar sebep olmuş olabileceği gibi sanayi bazlı başka bir durum da neden olmuş olabilir. Burada yapılabilecek durumlar için; veriye sıcaklık verisi, yağış ve nem oranı gibi veriler eklenebilir. Ancak veriye özellik eklenmesi özellikleri artıracığından, bu durumu karşılayacak kadar yıllık veriye de ihtiyaç duyulmaktadır. Bu dengenin sağlanmaması durumunda doğru sonuca varmak yine zorlaşabileceğinden, tahmin etmede sapmalar meydana gelebilir.

Yapılan tahminlemeler sonucunda; Ocak, Şubat, Mayıs, Temmuz ve Kasım ayında TBATS yönteminin gerçek değere daha yakın sonuçlar verdiği görülmektedir. Mart, Nisan, Haziran, Ağustos ve Aralık ayında ARIMA yönteminin gerçek değere daha yakın sonuçlar verdiği görülmektedir. Eylül ve Ekim aylarında ise PROPHET yönteminin gerçek değere daha yakın sonuçlar verdiği görülmektedir. Ancak bu yakınlıklar arasında yüksek farklar yoktur. Yöntemlerin hepsi neredeyse birbirleriyle aynı sonucu vermiştir. Bu durumda her üç yöntemin de başarılı sonuç verdiği söylenebilmektedir. Genel olarak bakıldığında; yıl içerisindeki yakınlığa bakıldığında, ARIMA ve PROPHET beşer adet ayı yakın tahmin ederken, PROPHET iki adet ay üzerinde daha etkili sonuç vermiştir. Bu durumda; ARIMA ve TBATS üzerinde hibrit bir yöntem oluşturup tahmin etme gerçekleştirilebilir.

Bu çalışma sonucunda; Düzce ilinde doğalgaz enerji tüketiminin artışının mevsimsel olarak devam ettireceği ve çalışmada kullanılan modellerin doğalgaz talep tahmininde başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmektedir. Çalışmada elde edilebilen veri sayısının kısıtlı olması, veride en yüksek başarı oranı veren yöntemi elde etmede sorun teşkil etmese de sapmalardaki durumu tespit etmede, hata değerlerini düşürmede başarıyı azaltmıştır. Bu durumda kullanılan yöntemler, gelecek yıllarda veriler artırılarak test edilirse, en etkili yöntemin belirlenmesine ek olarak, sapmaların da daha yüksek oranla önüne geçebileceği düşünülmektedir. Bunun yanında; ay bazlı iyi olan modeller seçilerek hibrit bir yapı oluşturulabilir. Verilerin artırılması, veri setini çeşitlendirmek tahmin sonuçlarını daha doğru olabilmesini sağlayabileceği düşünülmektedir. Örneğin, hava sıcaklığı verisi aylık olarak ortalama bazlı edinilmesi, doğalgaz için faydalı olabilir.

1. KAYNAKLAR

- [1] K. O. Oruç, Ş. Çelik Eroğlu, “Isparta ili için doğalgaz talep tahmini”, Süleyman Demirel Üniversitesi, *İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, cc 22, sayı 1, ss 31-42, 2017.
- [2] O. E. Erdem, (2019). “*Makine Öğrenme Teknikleri ile Türkiye’nin Doğalgaz Enerji Tüketiminin Tahminlenmesi*”, *Yüksek Lisans Tezi*, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Konya Teknik Üniversitesi.
- [3] H. Aras, N. Aras, “Eskişehir’de Konutsal Doğal Gaz Talebine Ekonomik Göstergelerin ve Dış Ortam Sıcaklığının Etkileri”, *Mühendis ve Makina Dergisi*, cc. 46, sayı 540, ss 20-27, 2005.
- [4] EPDK, Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu. “Doğalgaz Sektör Raporu”, (12.04.2022). Erişim Adresi: <https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/3-0-95-1007/dogalgazaylik-sektor-raporu>.
- [5] R. M. Kapila Tharanga Ratnayaka, D.M. Kumudu Nadeeshani Seneviratna, “GM (1,1) Analysis and Forecasting for Efficient Energy Production and Consumption”, *International Journal of Business, Economics and Managment Works*, cc. 1, sayı 1, ss. 6-11, 2014.
- [6] G. Y. Topçu, (2013) “*Türkiye Doğal Gaz Tüketim Tahmini*”, *Yüksek Lisans Tezi*, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara Üniversitesi, 2013.
- [7] F. Kaytez, (2012) “*En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri İle Türkiye’nin Uzun Dönem Elektrik Tüketim Tahmini ve Modellemesi*”, *Doktora Tezi*, Fen Bilimleri Enstitüsü, Gazi Üniversitesi.
- [8] H. Es, F. Y. Kalender, C. Hamzaçebi, “Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Net Enerji Talep Tahmini”, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, cc. 29, sayı 3, 2014.
- [9] O. Çoban, C. C. Özcan, “Sektörel Açıdan Enerjinin Artan Önemi: Konya İli İçin Bir Doğalgaz Talep Tahmini Denemesi”, *SÜ İİBF Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, cc. 11, sayı 22, ss. 85-106, 2011.

- [10] S. Vitullo, R. H. Brown, G. F. Corliss, B. M. Marx, “Mathematical Models For Natural Gas Forecasting, Canadian Applied”, *Canadian Applied Mathematics Quarterly*, cc. 17, sayı 4, ss. 807-827, 2009.
- [11] V. S. Ediger, S. Akar, “ARIMA Forecasting of Primary Energy Demand by Fuel in Turkey”, *Energy Policy*, cc. 35, pp. 1701-1708, 2007.
- [12] F. O. Hoccoğlu, K. Kaysal, A. Kaysal, “Yük Tahmini İçin Hibrit (YSA ve Regresyon) Model”, *Akademik Platform Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi*, cc. 3, sayı 2, ss. 33-39, 2015.
- [13] J. Brożyna, G. Menteli, B. Szetela, W. Strielkowski, “Multi-Seasonality in The TBATS Model Using Demand for Electric Energy as a Case Study”, *Economic computation and economic cybernetics studies and research*, cc. 52, sayı 1, 229-246, 2018.
- [14] A. Ibrahim, R. Kashef and L. Corrigan, “Predicting Market Movement Direction for Bitcoin: A Comparison of Time Series Modeling Methods”, *Computers & Electrical Engineering*, cc. 89, 2021.
- [15] U. K. Yusof, M. N. A. Khalid, A. Hussain, H. Shamsudin, “Financial Time Series Forecasting Using Prophet”, *Innovative Systems for Intelligent Health Informatics. Cham: Springer International Publishing, Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, cc. 72, ss. 485–495, 2021.
- [16] A. M. De Livera, J. H. Rob, D. S. Ralph, “Forecasting Time Series with Complex Seasonal Patterns Using Exponential Smoothing”, *Journal of the American Statistical Association*, cc. 106, sayı 496, ss. 1513-1527, 2011.
- [17] O. Sevli, V. G. Başer Gülsoy, “Covid 19 Salgınına Yönelik Zaman Serisi Verileri ile PROPHET Model”, *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, sayı 19, ss. 827-835, 2020.
- [18] S. O. Adams, R. O. Akano, O. J. Asemota, “Forecasting Electricity Generation in Nigeria using Univariate Time Series Models”, *European Journal of Scientific Research*, cc. 58, sayı 1, ss. 30-37., 2011.
- [19] N. P. Audu, O. Apere, “The Dynamics of Demand and Supply of Electricity in Nigeria”, *Developing Country Studies*, cc. 3, sayı 3, pp. 25-36, 2013.
- [20] C. A. Amlabu, J. U. Agber, O. M. Cletus, “Electric Load Forecasting: A Case Study of the Nigerian Power Sector”, *International Journal of Engineering and*

Innovative Technology (IJEIT), cc. 2, sayı 10, pp. 23-27, 2013

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

[22] M. Bayrak ve Ö. Esen, “Türkiye’nin Enerji Açığı Sorunu ve Çözümüne Yönelik Arayışlar”, *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, cc 28, sayı 3, ss. 139-147, 2014.

[23] S. Özmen, B. Şen, “Akademik Bilişim 2013 – XV. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri”, *Veri Madenciliğinde Regresyon Yöntemleri ile Doğalgaz Sektöründe Talep – Tüketim Analizi*, 2013, ss. 835-839.

[24] G. Hondroyiannis, S. Lolos, E. Papapetrou, “Energy Consumption and Economic Growth: Assessing The Evidence from Greece”, *Energy Economics*, cc. 24, sayı 4, ss. 319-336, 2002.

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

[26] S. Shankar, P. V. Ilavarasan, S. Punia, S. P. Singh, “Forecasting container throughput with long short-term memory networks”, *Industrial Management & Data Systems*, cc. 120, sayı 3, ss. 425-441, 2020.

[27] O. Kaynar, S. Taştan, “Zaman Serisiansalizinde Mlp Yapay Sinir Ağları ve Arıma Modelinin Karşılaştırılması”, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, cc. 0, sayı 33, ss. 161-172, 2009.

[28] A. Tortum, O. Gözcü, M. Y. Çodur, “Türkiye ’de Hava Ulaşım Talebinin Arıma Modelleri ile Tahmin Edilmesi”, *Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, cc. 4, sayı 2, ss. 39-54, 2013.

[29] Y. Li, E.P. Campbell, D. Haswell, R. J. Sneeuwjagt, W. N. Venables, “Statistical Forecasting of Soil Dryness Index in The Southwest of Western Australia”, *Forest Ecology and Management*, cc. 183, sayı 1-3, ss. 147-157, 2003.

[30] B. Aksoy, O. Salman, “ARIMA Modeli Kullanılarak Türkiye’deki İklim Sıcaklıklarının Geleceğe Yönelik Tahminlenmesi”, *Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi*, cc. 12, sayı 2, ss. 69-76, 2020.

- [31] A. M. De Livera, J. H. Rob, D. S. Ralph, “Forecasting Time Series with Complex Seasonal Patterns Using Exponential Smoothing” *Journal of the American Statistical Association*, cc. 106, sayı 496, ss. 1513-1527, 2011.
- [32] A. M. De Livera, “Automatic Forecasting with a Modified Exponential Smoothing State Space Framework”, *Monash Econometrics and Business Statistics Working*, sayı 10, ss. 10, 2010.
- [33] S. J. Taylor ve B. Letham, “Prophet: forecasting at scale”, *The American Statistician, Special Issue on Data Science*, cc. 72, sayı 1, 2017.
- [34] S. J. Taylor, B. Letham, “Forecasting at scale”, *PeerJ 5 Preprints*, (27.10.2017), Erişim Adresi: <https://doi.org/10.7287/peerj.preprints.3190v2>.
- [35] F. G. Altın, Ş. Çelik Eroğlu, “Gri tahmin ve Box-Jenkins Yöntemleri ile Antalya Limanı için Aylık Konteyner Talep Tahmini”, *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, cc. 7, sayı 3, ss. 540-562, 2020.
- [36] A. Gholamy, V. Kreinovich, O. Kosheleva, “Why 70/30 or 80/20 Relation Between Training and Testing Sets: A Pedagogical Explanation”, *University of Texas at El Paso, Departmental Technical Reports (CS)*, 2018.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Nurgül AYKAŞ

Yabancı Dili : İngilizce

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans	Bilgisayar Müh.	Düzce Üniversitesi	2023
Lisans	Bilgisayar Müh.	Düzce Üniversitesi	2019
Lise		Asiye Ağaoğlu Lisesi	2015

YAYINLAR

Aykaç, N. and Düzdar Argun, İ., “Natural Gas Demand Forecasting for Duzce” 1st International Computer Science, Engineering and Information Technology Congress (ICSITY 2022), pp. 79-85, ISBN: 978-625-8284-23-2, 2022