

DÜZCE İLİ ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ

HAMDİ AYKAŞ

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
DR. İREM DÜZDAR ARGUN**

DÜZCE, 2023

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

DÜZCE İLİ ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ

Hamdi AYKAŞ tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Dr. Öğr. Üye. İrem DÜZDAR ARGUN

Düzce Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Dr. Öğr. Üye. İrem DÜZDAR ARGUN

Düzce Üniversitesi

Dr. Öğr. Üye. Esra ŞATIR

Düzce Üniversitesi

Dr. Öğr. Üye. Atakan ALKAN

Kocaeli 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)

Hamdi AYKAŞ

TEŞEKKÜR

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

Bu çalışma boyunca yardımını ve desteğini esirgemeyen sevgili çalışma arkadaşım eşim Nurgül AYKAŞ 'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

31 Ocak 2023

Hamdi AYKAŞ

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	vii
KISALTMALAR	viii
SİMGELER	ix
ÖZET.....	x
ABSTRACT.....	xi
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR TARAMASI.....	4
3. MATERYAL VE YÖNTEM	11
3.1. VERİLERİN ELDE EDİLMESİ	11
3.2. ARIMA.....	11
3.3. TBATS	12
3.4. PROPHET	13
3.5. PERFORMANS ÖLÇÜM METRİKLERİ	14
4. UYGULAMA VE BULGULAR.....	16
4.1. ARIMA YÖNTEMİ	17
4.1.1. ARIMA Eğitim.....	17
4.1.2. ARIMA Test.....	20
4.2. TBATS YÖNTEMİ	21
4.2.1. TBATS Eğitim	21
4.2.2. TBATS Test.....	24
4.3. PROPHET YÖNTEMİ.....	25
4.3.1. Prophet Eğitim.....	25
4.3.2. Prophet Test.....	28
4.4. YÖNTEMLERİN BİRLİKTE KİYASLANMASI	29
4.4.1. Genel Eğitim Sonuçları	29
4.4.2. Genel Test Sonuçları	30
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	32
6. KAYNAKLAR.....	34
ÖZGEÇMİŞ.....	38

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 4.1. Düzce İli 2017-2021 Yılları Aylık Elektrik Tüketim Verisi.....	17
Şekil 4.2. ARIMA Yönteminde Eğitim, Test ve Tahmin Verisi.....	17
Şekil 4.3. ARIMA Yönteminde Test ve Tahmin Verisi.....	18
Şekil 4.4. ARIMA Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Sonuçları.	19
Şekil 4.5. ARIMA Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Birlikte Gösterimi.....	20
Şekil 4.6. ARIMA Yöntemi ile Eğitim Verisi ve 2022 Yılı Tahmini.	20
Şekil 4.7. ARIMA Yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE Performans Ölçümleriyle 2022 Yılı Tahmini.	21
Şekil 4.8. TBATS Yönteminde Eğitim, Test ve Tahmin Verisi.	21
Şekil 4.9. TBATS Yönteminde Test ve Tahmin Verisi.	22
Şekil 4.10. TBATS Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Sonuçları.	23
Şekil 4.11. TBATS Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Birlikte Gösterimi.	24
Şekil 4.12. TBATS Yöntemi ile Eğitim Verisi ve 2022 Yılı Tahmini.....	24
Şekil 4.13. TBATS Yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE Performans Ölçümleriyle 2022 Yılı Tahmini.	25
Şekil 4.14. PROPHET Yönteminde Eğitim, Test ve Tahmin Verisi.	25
Şekil 4.15. Prophet Yönteminde Test ve Tahmin Verisi.	26
Şekil 4.16. PROPHET Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Sonuçları.	27
Şekil 4.17. PROPHET Yönteminde MAPE, MAE ve RMSE Birlikte Gösterimi.	27
Şekil 4.18. PROPHET Yöntemi ile Eğitim Verisi ve 2022 Yılı Tahmini.....	28
Şekil 4.19. PROPHET Yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE Performans Ölçümleriyle 2022 Yılı Tahmini.	28
Şekil 4.20. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test Tahmin Sonuçlarının Birlikte Gösterimi.	29
Şekil 4.21. ARIMA, TBATS ve PROPHET 2022 Yılı Tahmini.	31

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa No

Çizelge 2.1. Tez Literatür Çalışması Tablosu.....	8
Çizelge 2.2. Tez Literatür Çalışması Tablosu (devam).....	9
Çizelge 2.3. Tez Literatür Çalışması Tablosu (devam).....	10
Çizelge 3.1. Düzce İli Aylık Tüketilen Elektrik Enerjisi.	11
Çizelge 3.2. Performans Ölçüm Yöntemlerinin Formülleri.	15
Çizelge 4.1. ARIMA Performans Ölçüm Metriklerinin Sonuçları.	18
Çizelge 4.2. TBATS Performans Ölçüm Metriklerinin Sonuçları.	22
Çizelge 4.3. Prophet Performans Ölçüm Metriklerinin Sonuçları.	26
Çizelge 4.4. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test Tahmin Sonuçlar Tablosu.....	30
Çizelge 4.5. Ölçüm Metrikleri ve Yöntemlerin Sonuçları.	30
Çizelge 4.6. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test Tahmin Sonuçlar Tablosu.....	31



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
MWh	Mega Watt Hour
TBATS	Trigonometric seasonality, Box-Cox transformation, ARMA errors, Trend, and Seasonal components
TEİAŞ	Türkiye Enerji İşletmeleri Anonim Şirketi
RMSE	Root Mean Squared Error
YSA	Yapay Sinir Ağları
YZ	Yapay Zekâ

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
n	Tahmin sayısı



ÖZET

DÜZCE İLİ ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ

Hamdi AYKAŞ

Düzce Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi İrem DÜZDAR ARGUN

Ocak 2023, 37 sayfa

Enerji, sistemin iş yapabilme kapasitesi veya yeteneğidir. Günümüz dünya medeniyetinde enerji önemli bir yaşam kaynağıdır. Enerji, geçmiş zamandan günümüze hayatımızın vazgeçilmez ihtiyaçlarından birisi olmuştur. Elektrik enerjisi aktif olarak sanayi bölgelerinde, ticarethanelerde ve konutlarda kullanılmaktadır. Elektrik enerjisi, depolanamaması nedeniyle elektrik enerjisi talebinin tahmininin gerçekleştirilmesi operasyonel ve mali planlama açısından önem arz etmektedir. Elektrik enerjisi ihtiyacı, artan nüfus, teknolojinin gelişmesi ve üretimin artması ile gün geçtikçe hızlı bir biçimde artış gösterdiği görülmektedir. Bu artışta arz talep dengesini karşılamak için gerekli elektrik enerjisinin tahmin edilmesi gereklidir. Bu sayede elektrik enerjisinin gereksiz maliyetlerinin önüne geçilmiş olunacaktır. Bu çalışmada, Düzce ilinin elektrik talebi için EPDK (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu) verileri kullanılarak elektrik enerjisi talep tahmini gerçekleştirilmiştir. Tahmin etmek için zaman serisi modelleri olan ARIMA, TBATS ve Prophet yöntemleri kullanılmıştır. Kullanılan yöntemlerin tahmin sonuçları incelenmiş ve birbirleri ile kıyaslanmıştır. Çalışmamız neticesinde genel olarak ARIMA yönteminin, bazı aylarda ise TBATS ve Prophet yönteminin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Düzce ili için gelecek aylarda tüketilecek elektrik enerjisinin tahmin edilmesi, talep edilecek elektrik enerjisini miktarını belirlemede avantaj sağlayacaktır. Tüketilecek miktardan daha az olması durumunda kesintiler yaşanabilir, fazla olması durumunda ise uzun süreli depolanamadığı için ihtiyaç fazlası olan miktar kadar fazladan ücret ödemesi yapılmaktadır. Bu durumun önüne geçilmesi için geleceği yönelik elektrik enerji tüketimi tahmin çalışması önem arz etmektedir.

Anahtar sözcükler: ARIMA, Elektrik Enerjisi, Prophet, TBATS, Zaman Serileri.

ABSTRACT

DUZCE PROVINCE ELECTRICITY ENERGY DEMAND FORECAST

Hamdi 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, 37 pages

Energy is the capacity or ability of a system to do work. Energy is an important source of life in today's world civilization. Energy has been one of the indispensable needs of our lives from the past to the present. Electrical energy is actively used in industrial zones, businesses and residences. Since electrical energy cannot be stored, estimating the electrical energy demand is important in terms of operational and financial planning. It is seen that the need for electrical energy is increasing rapidly day by day with the increasing population, the development of technology and the increase in production. In this increase, it is necessary to estimate the required electrical energy to meet the supply-demand balance. In this way, unnecessary costs of electrical energy will be avoided. In this study, electrical energy demand estimation was realized for the electricity demand of Düzce province by using EPDK (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu) data. Time series models ARIMA, TBATS and Prophet methods were used to estimate. The estimation results of the methods used were examined and compared with each other. As a result of our study, it was seen that the ARIMA method in general, and the TBATS and Prophet method in some months gave better results. Estimating the electrical energy to be consumed in the coming months for Düzce will provide an advantage in determining the amount of electrical energy to be demanded. If it is less than the amount to be consumed, interruptions may occur. In order to prevent this situation, it is important to work on estimating electrical energy consumption for the future.

Keywords: ARIMA, Electrical Energy, TBATS, Time Series, Prophet.

1. GİRİŞ

Enerji, sistemin iş yapabilme kapasitesi veya yeteneğidir. Günümüz dünyasında enerji önemli yaşam kaynaklarından biridir. Enerji, geçmiş zamandan günümüze hayatımızın vazgeçilmez ihtiyaçlarından birisi olmuştur. Günümüzde, ne kadar gelişmiş ülke olduğunu göstermenin yöntemlerinden biri de ülkenin kullanmış olduğu enerji miktarı denilebilir. Bu nedenle ülkelerin gelişebilmesi, gelişmiş ülkelerin de gelişmeye devam etmeleri için daha çok enerji kullanmaları gerektiğini belirtebiliriz [1].

Enerji denilince ilk akla gelen elektrik enerjisidir. Bunun nedeni kullanım alanı ve kullanım sıklığı olduğu söylenebilir. Elektrik enerjisi, iletim ve dağıtım şebekeleri ile üretildiği yerden diğer bölgelere taşınabilir ama depolanamaz. Bu nedenle elektrik enerjisi talebinin tahmininin gerçekleştirilmesi operasyonel ve mali planlama açısından önem arz etmektedir. Elektrik enerjisi ihtiyacı her geçen gün hızlı bir biçimde yükseliş gösterdiği görülmektedir. Bu yükselen enerji talebi ihtiyacını karşılamak için devlet yatırımları veya özel sektör yatırımları sürekli yükseliş göstermektedir. Elektrik enerjisine yapılan yatırımlar hem mali açıdan yüksek maliyetli hem de gerçekleşmesi ve devreye alınması açısından uzun yılları bulan yatırımlardır. Elektrik enerjisinin uygun fiyatlara mal olması için elektrik enerjisi tahmininin önemini gün geçtikçe arttırmaktadır. Elektrik enerjisinin kullanımının çoğunluğu ve kullanım yerleri düşünüldüğünde yokluğu artık düşünülemez boyuttadır. Elektrik enerjisine duyulan ihtiyaç katlanarak artmaktadır. Türkiye’de elektrik enerjisinin tüketim oranı, ekonomik yapı, nüfus artışı ve sosyal yaşamın artmasına bağlı olarak hızla arttığı gözlemlenmektedir. Bunun yanında elektrik enerjisinin üretildiği anda kullanılması gerekmesi nedeniyle arz talep durumunu sağlamak önemlidir [2].

Elektrik enerjisini talepten fazla üretmek zarara neden olmakta, az üretildiğinde ise talep karşılanamamaktadır. Bu nedenle elektrik enerjisinin talep tahmininin doğruluğu önem arz etmektedir. Elektrik enerjisi talep tahmini için birçok yöntem kullanılmaktadır. Bu yöntemlerden en çok tercih edilen zaman serileri analizi yöntemidir [3].

Elektrik enerjisi talebi, bölgeye göre, mevsime göre ve anlık olarak dalgalanmalar göstermektedir. Elektrik talebinin fazla düzeyde değişkenlik göstermesi ve elektrik

enerjisinin depolanamaması nedeniyle, elektrik iletiminin devamlı ve kesilmeden yapılması ve talebin anlık olarak karşılanması gerekir [2].

Çalışmamızda Düzce iline ait elektrik enerjisi talep tahmini yapmamızın nedeni; Literatürde Düzce ili için elektrik talep tahmini yapılmaması, sanayi olarak yoğun bir il olması ve nüfus olarak artan bir nüfusa sahip olması. Düzce ilini seçmemize neden olmuştur.

Düzce iline ait 2017 yılından 2021 yılının sonuna kadar aylık veriler üzerinde çalışılmıştır. Veri EPDK (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu) üzerinden yayınlanan Elektrik Piyasası Aylık Sektör Raporu Listesi içerisinde paylaşılan aylık sektör raporlar içerisinde “Faturalanan Elektrik Tüketiminin İl ve Tüketici Türü Bazında Dağılımı” tablosundan elde edilmiştir [3]. Toplam 60 adet veri yer almaktadır. Veri seti aylık olarak artan tarih sütunundan ve elektrik tüketim bilgisi olarak ondalık sayı sütunundan oluşmaktadır. Elektrik tüketim verisi MWh (Megawatt saat) olarak kullanılmıştır. Çalışmamızda veri setimizin ilk 4 yılını (48 ay) eğitim, son 1 yılını (12 ay) test için kullandık. Veri seti üzerinde, veri temizleme işlemi yapılmaya ihtiyaç duyulmamıştır. Geleceğe yönelik elektrik enerji tahmini için literatür de sıklıkla karşılaşılan ARIMA (Bütünleşik Otoregresif Hareketli Ortalama) ve TBATS (Trigonometrik mevsimsellik, Box-Cox dönüşümü, ARMA hataları, Trend ve Mevsimsel Bileşenler) yöntemi kullanılmıştır. Facebook firmasının çıkarttığı ancak üzerinde çalışmalara devam edilen PROPHET yöntemi de daha eski yöntemler ile kıyaslamak için kullanılmıştır. Tercih edilen yöntemler zamana bağlı hesaplamalarda kullanılması nedeniyle tercih edilmiştir. Yapılan çalışmanın hata payını ölçmek için 3 farklı performans metriği kullandık. Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE) ve Root Mean Squared Error (RMSE) kullanılmıştır.

Çalışmamızın ikinci bölümünde; literatür taraması yapılmış yapılan literatür taramasında zaman serisi yöntemlerinde kullanılan modeller incelenmiştir, benzer alanlarda yapılan çalışmalar incelenmiştir. Üçüncü bölümde; veri setinin elde edilmesi, çalışmamızda kullanılan modellerin açıklamaları ve performans metriklerinin açıklamalarına yer verilmiştir. Dördüncü bölümünde; ARIMA, TBATS ve Prophet kullanarak veri seti ile modellerin eğitilmesi, test edilmesi ve geleceğe yönelik tahminlerin sonuçları incelenmiş ve görselleştirilmiştir. Beşinci bölümde ise yapılan çalışmadaki sonuçlar yorumlanmış ve önerilerden bahsedilmiştir. Bu çalışma neticesinde birden fazla model kullanılarak test

aşamasında aylara göre daha iyi olan model belirlenebilir buna göre üç modelli bir yapı oluşturulabilir.



2. LİTERATÜR TARAMASI

Literatür araştırmaları sonucunda; elektrik enerjisi tüketim tahmini için çok sayıda çalışma yapılmış ve çok sayıda farklı yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemler araştırılırken, elektrik enerjisi tahminleme için sık kullanılan makine öğrenmesi yöntemleri ve yakın zamanda kullanılmaya başlanmış olan makine öğrenmesi yöntemleri araştırılmıştır. Yapılan çalışmalardan bazıları aşağıda sıralanmıştır.

Hengirmen, En Küçük Kareler yöntemini kullanarak Gaziantep ili için beş yıllık yük tahmini gerçekleştirmişlerdir. En iyi doğru sonucu hareketli ortalamalar yöntemi sağladığı gözlemlenmiştir [4].

Ceylan ve Öztürk, çalışmalarında genetik algoritma yaklaşımı ile ekonomik bilgilere yönelik Türkiye için enerji talep tahminini gerçekleştirmiştir. Geleceğe yönelik enerji talebi tahmini için farklı durumlar üzerinde hesaplamalar yapmış, 2020-2025 yılları arasında Türkiye'nin enerji talebinin yüksek olacağı tahminini yapmışlardır [5].

Oğurlu, yaptığı tez çalışmasında; eğitilecek olan verileri, 1999-2009 seneleri arasında Türkiye'nin GSYH verileri, nüfus sayımının verileri, TEİAŞ üzerinde kayıt altına alınan yıllık elektrik enerjisi tüketiminin en yüksek olduğu zaman aralığının verilerini kullanarak günde tüketilen enerji miktarının verilerini ve toplam enerji tüketim verilerini kullanmıştır. Ortaya konan matematiksel model çalışması ile 2010 ile 2025 seneleri arasındaki puantaj ile günde tüketilen enerji miktarlarının tahminini gerçekleştirilmiştir. Bu tahmin sonucu daha öncesinden yapılan diğer akademik çalışmalar ile karşılaştırma gerçekleştirmiştir [6].

Balcı ve arkadaşları çalışmalarında regresyon analizi ve en küçük kareler yöntemini kullanarak kısa dönem için yük tahmini yapmıştır. Bu çalışmada Türkiye'nin 2003-2010 yılları arası saatlik enerji tüketim verileri kullanılmıştır. Bu veriler ile, 2004 yılından başlayarak basamaklı bir şekilde 2004-2010 yılları arasında günlük yük tahmini gerçekleştirmiş ve bu değerleri gerçek değerlerle kıyaslamıştır. Sonuç verileri üzerinde değerlendirmeler yapıldığında; regresyon analizinin, en küçük kareler yöntemine göre günlük talep tahmini tercihinin doğru bir tercih olabileceği görülmüştür [7].

Bursa ili için orta dönem elektrik tahmini yapılmıştır. Yöntem olarak Polinom ile Regresyon yöntemleri, Basit Lineer Regresyon ve Eksponansiyel Fonksiyonla Regresyon tercih edilmiştir. Polinom ile Regresyon yöntemi diğer yöntemlere göre daha başarılı iken Lineer ve Eksponansiyel yöntemlerin kendi aralarında yakın sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir [8].

Prophet modeli, Facebook firması tarafından geliştirilmiş açık kaynaklı bir tahmin etme modelidir [9].

Makine öğrenmesi modelleri ile analiz edilecek veriler zamana bağlı artış veya azalış göstermeleri durumunda zaman serisi analiz yöntemleri tercih edilmektedir [10].

Zaman serisi analizlerinde zamana bağlı belirli aralıklarla ölçümlenen değerler üzerinde istatistiksel olarak analiz çalışması yapıp ileriye yönelik tahminler üretilmesi hedeflenmektedir. Makine öğrenmesi yöntemleri klasik istatistiksel yöntemlere kıyasla daha başarılı sonuçlar elde edilmektedir [11].

ARIMA ile belirli bir veriyi kullanmak için öncelikle verinin durağan olması gerekir. Bu, ARIMA modeli uygulanmadan önce verilerin trendinin ve mevsimselliğinin ortadan kaldırılması gerektiği anlamına gelir. ARIMA modeli, otoregresif (AR), integral ve hareketli ortalama (MA) olmak üzere üç bölümden oluşmaktadır. AR, gelecekteki verileri tahmin etmek için gecikmeli girdilerin kullanılması anlamına gelir. İntegral, verileri durağan hale getirmek için gereken farkları ifade eder. MA, geçmiş (gecikmeli) hataları kullanarak hatayı tahmin etmek için kullanıldığından AR'ye benzer [12].

Jacek ve arkadaşları çoklu mevsimsellik yöntemi ile ilgili çalışmışlardır ve bu çalışmalarda diğer yöntemlere kıyasla TBATS yönteminin daha yüksek doğruluğa sahip sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir [13].

İbrahim ve arkadaşları bitcoin fiyatlarına dair bir trend tahmini çalışması yapmışlardır. Bu çalışma içerisinde verileri 5 dakikalık süreler aralığında çekmişlerdir. Gün içerisinde yapılmış al sat işlemleri için prophet algoritması kullanmışlardır. Bunun sonucunda BTC-USD miktarının tahmini gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmalarında Random Forest, Prophet, Çok Katmanlı Algılayıcı ve Gecikmeli Otoegresif Random Forest yöntemler ile çeşitli farklı yöntemler kullanmışlardır. Prophet başarısı Gecikmeli otoegresiften sonra gelmektedir [14].

Yusof ve arkadaşları Kuala Lumpur Kompositendesi (KLCI), Dow Jones Endüstriyel Ortalama endeksi (DJIA), Çin Güvenlik endeksi (CSI300), Hong Kong HangSeng 300 endeksi (HS300), Nihon Keizai Shinbun endeks (Nikkei) ve Standard & Poor's 500 endeksi (SP500) verileri üzerinde Facebook'un öne sürdüğü Prophet yöntemini kullanarak tahminleme işlemini gerçekleştirmişlerdir [15].

Livera ve arkadaşları Fourier serisi üzerine kullanılan sezonsal durumların yeni bir trigonometrik gösterimini önermektedirler aynı zamanda gösterimde TBATS ($\omega, \phi, p, q, \{m_1, k_1\}, \{m_2, k_2\}, \dots, \{m_T, k_T\}$) bu durumda TBATS modelinin parametreleri (p, q ve m) BATS modeli ile aynı anlama gelmektedir, k kullanılan harmonik sayısıdır, m mevsimsel özellik için, ω Box-Cox dönüşümünü gösterir ve ϕ , sönümlene parametresinin durumunu bildirir [16].

Babu ve arkadaşları çalışmalarında zamana bağlı tahminleme için ARIMA ve ANN yöntemleri ile hibrit bir model kullanmıştır. Bu çalışmada içerisinde veriseti olarak elektrik fiyatı zaman serisi verileri, “sunspotdataset” ve Larsen & Toubro (L&T) firmasına ait hisse fiyatı verileri ile çalışmışlardır. Bu çalışmalar sonucunda ARIMA ve ANN modellerinin tek tek kullanarak test ettiklerinde tahminleme konusunda yetersiz olduğu, ancak birlikte bir hibrit model olarak kullanıldığında verimin arttığını fark etmişlerdir. Hata değeri olarak MAPE kullanmışlardır [17].

Es ve arkadaşları yaptıkları çalışmada; Türkiye'deki enerji talebini 1970- 2010 yıllarındaki Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, bina yüz ölçümü, taşıt sayısı, nüfus, ithalat ve ihracat değerlerini model girdisi olarak kullanıp 2011-2015 yılları arasında Türkiye net enerji talebinin tahmin edilmesi üzerine çalışma gerçekleştirmişlerdir. Yapılan bu çalışmada tahminleme için çoklu regresyon tekniği ve yapay sinir ağları kullanmışlardır. Yapay sinir ağlarının tahminleme üzerindeki başarısının çoklu regresyona göre daha yüksek olduğu görülmüştür [18].

Çoban ve arkadaşları yaptıkları çalışmada, ARIMA yöntemi ile Konya ilinde gelecek zamanlardaki enerjinin tedarik edilebilmesi için doğalgaz talebine yönelik öngörülerde bulunmak amacıyla çalışmışlardır. Zaman serileri analizleriyle yaptıkları çalışmada, doğalgaz enerjisi talebinin aylar bazında ile dalgalanma göstereceği ve mevsimsellik etkisi olduğu sonucuna varılmıştır. Sanayi sektörüne yönelik yapılan çalışmalarda ise tüketimin yıllık bazda değişim göstereceği sonucuna ulaşmışlardır [19].

Adebayo ve arkadaşları Nijerya'da elektrik kullanımına yönelik tahminleme için Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama modeli olan ARIMA modelini kullanmışlardır. Bunun sonucunda 2020 yılına kadar ilk 20 ekonomi arasında olma hedefine ulaşabileceği durumu kontrol etmenin yöntemi olarak gerçekleştirdi [20].

Voss ve arkadaşları günlük ve saatlik yağış düzeni modelleme gerçekleştirme durumu için çok katmanlı ileri beslemeli YSA yaklaşımını kullanarak çalışma gerçekleştirmişlerdir. Girdi olarak, hava durumu ve ekonomik gelişmeler kullanılmıştır. Modelin eğitimi sırasında çoklu model kullanımının bir birliktelik ile gerçekleştirimi önerilmiştir [21].

Parlos ve arkadaşları çalışmalarında uzun dönem elektrik talep tahminini YSA yöntemini kullanarak gerçekleştirmişlerdir. YSA yönteminin yanı sıra bulanık mantık ve genetik algoritma modellerini de kullanmışlar ve hibrit bir model oluşturmuşlardır [22].

Tokgöz ve arkadaşları elektrik tüketiminin tekrarlayan sinir ağı tabanlı yöntemi ile modellenmesi üzerine çalışmıştır. YSA, geçitli tekrarlayan üniteler (GRU) ve uzun kısa süreli hafıza (LSTM) yöntemlerini kullanarak çalışmasını gerçekleştirmiştir [23].

Alturki ve arkadaşları yaptıkları çalışmada Arabistan'ın Riyad şehrinde, elektrik enerjisi talebini orta dönem ve uzun dönem olarak tahmin etmek için "A Fuzzy Neural Approach for Forecasting Peak Power Demands" adlı çalışmayı Neuro-Fuzzy, ANN ve ARIMA modellerini kullanarak gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmalar sonucunda Neuro-Fuzzy modeli diğer modellere kıyasla daha yüksek doğrulukla sonuç verdiği görülmüştür [24].

Solak, Türkiye'nin petrol talebi üzerine çalışmışlardır. Çalışmalarında 1970-2012 yılları arasında gözlemlenen petrol tüketim verileri üzerinde çalışmışlardır. Çalışmalarında ARIMA yöntemini kullanarak 2012-2020 yıllarının petrol talebini tahmin etmişlerdir. Petrol talebinin çok düşük oranla da olsa artacağı yönünde tahminlemede bulunmuşlardır [25].

Soy Temür, ARIMA ve LSTM yöntemlerini kullanarak işletmelerin satış bütçesini oluşturulmasının bir yıllık tahminleme çalışmasını gerçekleştirmiş, bazı aylarda ARIMA daha yakın sonuçlar verirken bazı aylarda LSTM yönteminin daha doğru sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Hibrit bir model oluşturularak bir arada kullanıldığında, performans ölçüm metriklerinin daha başarılı sonuç verdiğini gözlemlemişlerdir [26].

Tanışman ve arkadaşları, LSTM ve ARIMA yöntemlerini kullanarak bitcoin tahminlemesi yapmışlardır. Yakın zaman tahminlemede ARIMA yöntemi daha doğru sonuçlar verirken uzun dönem tahminlemede LSTM yönteminin daha doğru sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. ARIMA yöntemi tek değişkenli yapıya uygun olduğundan veri özellik sayısı arttıkça yapılan tahmin çalışmasının daha yanlış sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir [27].

Sevli ve arkadaşları, Covid 19 verileri üzerinde çalışmalarını gerçekleştirmişlerdir. Facebook firmasının çıkarmış olduğu PROPHET yöntemi ile tahminleme çalışması yapmışlardır. Çalışma sonucunun gerçek değerlere çok yakın bir tahminleme yaptığı sonucuna varmışlardır [28].

Yapılan literatür araştırmaları Çizelge 2.1’de gösterilmiştir. Çizelge içerisinde literatür taraması aşamasında karşılaşılan çalışmaların tez başlığı, yazar isimleri, tez içerisinde kullanılmış olan modeller ve çalışmanın yayınlanma tarihi bilgileri yer almaktadır.

Çizelge 2.1. Tez Literatür Çalışması Tablosu.

Tez Başlığı	Yazar	Kullanılan Model	Yıl
Constraints of Artificial Neural Networks for Rainfall-runoff Modelling: Trade-offs in Hydrological State Representation and Model Evaluation	Voss, N. J., Rientjes, T. H. M.,	YSA	1995
Development of an Intelligent Long-term Electric Load Forecasting System	Parlos, A. G., Oufi, E., Muthusami, J., Patton, A. D., Atiya, A. F.,	YSA, Bulanık Mantık, Genetik Algoritma	1996
Comparison of Three Forecast Methods for Power Demand in Gaziantep	Hengirmen, M. O.,	En Küçük Kareler	1999
A Fuzzy Neural Approach for Forecasting Peak Power Demands	Alturki, F. A.,	Neuro-Fuzzy, ANN, ARIMA	2000
Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach	Ceylan, H., Öztürk, H. K.,	Genetik Algoritma Yaklaşımı	2004
Bursa İli Orta Dönem Elektrik Talep Tahmini	Gültekin, Ö.,	Polinomal, Basit Linear ve Eksponansiyel Fonksiyonla Regresyon	2009
Zaman Serisilerinde Mlp Yapay Sinir Ağları ve Arıma Modelinin Karşılaştırılması	Kaynar, O., Taştan, S.,	YSA, ARIMA	2009

Çizelge 2.2. Tez Literatür Çalışması Tablosu (devam).

Tez Başlığı	Yazar	Kullanılan Model	Yıl
Matematiksel Modelleme Kullanarak Türkiye'nin Uzun Dönem Elektrik Yük Tahmini	Oğurlu, H.,	Matematiksel Modelleme	2011
Forecasting Time Series with Complex Seasonal Patterns Using Exponential Smoothing	De Livera, A. M., Rob J. H., Ralph, D. S.,	TBATS	2011
Sektörel Açıdan Enerjinin Artan Önemi: Konya İli İçin Bir Doğalgaz Talep Tahmini Denemesi	Çoban, O., Özcan, C. C.,	ARIMA	2011
Regresyon Analizi Kullanılarak Kısa Dönem Yük Tahmini	Balcı, H., Esener Işıklı, İ., Kurban, M.,	Regresyon Analizi	2012
Türkiye'nin Toplam Petrol Talebi ve Ulaştırma Sektörü Petrol Talebinin Arıma Modeli ile Tahmin Edilmesi	Solak, A. O.,	ARIMA	2013
Türkiye 'de Hava Ulaşım Talebinin Arıma Modelleri ile Tahmin Edilmesi	Tortum, A., Gözcü O, Çodur, M. Y.,	ARIMA	2013
A Moving-average Filter Based Hybrid ARIMA-ANN model for forecasting time series data	Babu, C. N., Reddy, B. E.,	ARIMA, ANN	2014
Yapay Sinir Ağları İle Türkiye Net Enerji Talep Tahmini	Es, H., Kalender, F. Y., Hamzaçebi, C.,	YSA	2014
Nigeria electricity forecast and vision 20: 2020: Evidence from ARIMA Model	Adedokun, A.,	ARIMA	2016
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
Recurrent Neural Network Based Approaches for Electricity Consumption Forecasting	Tokgöz, A.,	YSA, GRU, LSTM	2018
İşletmelerin Satış Bütçelerinin Oluşturulmasında ARIMA, LSTM ve Hibrit Modellerin Karşılaştırılması: Üretim İşletmesi Örneği	Soy Temür, A.,	ARIMA, LSTM	2019
Electricity Price Forecasting in the Danish Day-Ahead Market Using the TBATS, ANN and ARIMA Methods	Karabiber, O. A., Xydis, G.,	TBATS, ARIMA, ANN	2019
Covid 19 Salgınına Yönelik Zaman Serisi Verileri ile PROPHET Model	Sevli, O., Başer Gülsoy, V. G.,	PROPHET	2020
ARIMA Modeli Kullanılarak Türkiye'deki İklim Sıcaklıklarının Geleceğe Yönelik Tahminlenmesi	Aksoy, B., Salman, O.,	ARIMA	2020
Gri tahmin ve Box-Jenkins Yöntemleri ile Antalya Limanı için Aylık Konteyner Talep Tahmini	Altın, F. G., Çelik Eroğlu, Ş.,	Box-Jenkins, Gri Tahminleme	2020
Predicting Market Movement Direction for Bitcoin: A Comparison of Time Series Modeling Methods	Ibrahim, A., Kashef, R. and Corrigan, L.,	Prophet, Random Forest, Gecikmeli Oto regresif Random Forest, Çok Katmanlı Algılayıcı	2021

Çizelge 2.3. Tez Literatür Çalışması Tablosu (devam).

Tez Başlığı	Yazar	Kullanılan Model	Yıl
Financial Time Series Forecasting Using Prophet	Yusof, U.K., Khalid, M.N.A., Hussain, A., Shamsudin, H.,	Prophet	2021
LSTM Sinir Ağı ve ARIMA Zaman Serisi Modelleri Kullanılarak Bitcoin Fiyatının Tahminlenmesi ve Yöntemlerin Karşılaştırılması	Tanişman, S., Karcioğlu, A. A., Uğur, A., Bulut, H.,	LSTM, ARIMA	2021

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. VERİLERİN ELDE EDİLMESİ

Bu çalışmada Düzce'nin 2017-2021 yılları arası 5 yıllık aylık olarak toplamda 60 adet elektrik tüketim verisi üzerinde çalışılmıştır. Çalışmada veriler EPDK (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu) üzerinden yayınlanan Elektrik Piyasası Aylık Sektör Raporu Listesi içerisinde paylaşılan aylık sektör raporlar içerisinde “Faturalanan Elektrik Tüketiminin İl ve Tüketici Türü Bazında Dağılımı” tablosundan elde edilmiştir. Veri içerisinde eksik veya hatalı değerler olmadığı için veri ön işlemeye ihtiyaç duyulmamıştır. Veri raporlar içerisinde alındığı gibi tablo haline getirilmiş ve kullanılmıştır. Çizelge 3.1’ de verinin bir kısmı tablo halinde gösterilmiştir. Burada toplamda 60 adet verinin ilk iki ve son iki ayı verinin örneği olarak verilmiştir [3].

Çizelge 3.1. Düzce İli Aylık Tüketilen Elektrik Enerjisi.

Tarih (g/ay/yıl)	MWh (Elektrik Tüketimi)
01.01.2017	88149,12
01.02.2017	80465,56
.	.
.	.
1.11.2021	96064,26
1.12.2021	101534,40

3.2. ARIMA

ARIMA(p,d,q) yöntemi modelleri zaman serisinin durgun olduğu zamanlarda, sürecinin ortalamasının, varyansının ve kovaryansının zamana bağlı olarak aynı kaldığı durumlarda ARMA(p,q)'nın özel hali olan AR(p) veya MA(q) modellerinden uygun olduğu belirtileni kullanılabilir. Ancak gerçekte zaman serilerinin ortalama ve varyansında zamana bağlı olarak bir değişim gerçekleşmektedir. Bu duruma durağan olmayan durum denmektedir. Bu tür zaman serileri durağan hale geçirildiğinde ARMA(p,q) modelleri tahminleme için kullanılabilir. Zaman serisinin durağanlaştırılması ise fark almak yöntemi ile gerçekleştirilir. Bu çalışmada ARIMA yöntemi mevsimselliği ve elektrik enerjisi tahminlemelerinde sıklıkla tercih edilmesi nedeniyle kullanılmıştır [29].

Modellere ait genel gösterim ARIMA (p, d, q) şeklindedir. [30-31]

p = Otoregresif (AR) modelin derecesi.

q = Hareketli ortalama (MA) modelinin derecesi.

d = Fark alma derecesi.

Box-Jenkins modelinin yapısı, var olan değerlerden ilerleyerek, çeşitli model alternatifleri arasından az sayıda ve optimum parametre içeren bir ARIMA modelinin belirlenmesidir. ARIMA (p, d, q) modeline ait denklem (3.1)'de verilmiştir [32].

$$\omega_t = \vartheta_1 \omega_{t-1} + \dots + \vartheta_p \omega_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (3.1)$$

3.3. TBATS

ARIMA, ETS ve State Space Modelleri gibi modeller; modelleme ve tahmin için genellikle çoklu mevsimsellik, yüksek mevsimsel sıklık veya tamsayı olmayan mevsimsellik gibi karmaşık mevsimsel desene sahip verileri kolayca işleyemediği literatür taramalarında belirtilmiştir [33].

BATS($\omega, \phi, p, q, m_1, m_2, \dots, m_T$) ile gösterilmektedir. BATS açılımı ise sırayla Box-Cox dönüşümü, ARMA hataları, Trend ve Mevsimsellik. Box-Cox parametreleri (ω ve ϕ) ARMA parametreleri (p ve q). Mevsimsellik parametreleri ise ($m_1 \dots m_T$) içerir [16].

TBATS($\omega, \phi, p, q, \{m_1, k_1\}, \{m_2, k_2\}, \dots, \{m_T, k_T\}$) ile gösterilmektedir. TBATS'in ilk harfi olan T "Trigonometrik" anlamına gelmektedir. Trigonometrik BATS olarak açılımı yapılmaktadır [34].

TBATS mevsimsel bir modeldir. Elektrik enerjisinin de mevsimsellikle bir ilgisi olması nedeniyle bu çalışmada TBATS modele yer verilmiştir. Livera ve arkadaşları, yüksek frekans için BATS modeli çıkarmıştır. Bu modeli, Box-Cox dönüşümü, ARMA artıkları, trend ve mevsimsel bileşenlerin kısaltması olarak belirtilir. ω Box-Cox parametresidir, ϕ sönümleme parametresidir, p ve q ARMA emirleridir. Son olarak, $m_1, m_2, \dots, m_T$ mevsimsel dönemleri gösterir. Bu çalışmada literatürde sıklıkla rastladığımız ARIMA modelinin üzerine oluşturulmuş olması nedeniyle TBATS modelinin başarısını ARIMA ile kıyaslamak ve etkisini görmek amacı ile TBATS modeli kullanılmaktadır [34].

Trigonometrik ifadeyi temsil eden parametreler ise trigonometrik fonksiyonlara dayandığından tamsayı olmayan parametrelerdir $(k_1, k_2, \dots, k_T)$. TBATS yöntemin formülü denklem (3.2), (3.3) ve (3.4)'de gösterilmektedir [34].

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

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

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

3.4. PROPHET

Prophet modeli, Facebook tarafından geliştirilen zaman serisi tahmini gerçekleştirmek için kullanılan modeldir. Prophet modeli R ve Python program paketi olarak kullanılabilir [9].

Prophet modeli özellikle ayrıntılı zamansal gözlemlerin; güçlü zamansal yapıya sahip, öncesinde öğrenilmiş önemli, fakat düzenli olmayan durumlar, eksik veriler veya yüksek aykırılıklı zaman serisi verileri için kullanımı uygun olduğu görülmüştür. Model Python ve R yazılım dillerine eklenip kullanılabilir [14].

Prophet modeli; parçacık doğrusal, lojistik yükseliş gösteren eğriye sahip bir regresyon modeli olduğu bilinmektedir ve Fourier serisi kullanılmış olarak modellenmiştir. Bu modelde yıllık mevsimsel bir bileşen ve sahte değişkenler kullanılmış haftalık mevsimsel bileşen barındırmaktadır. Prophet yöntemine ait formül ise denklem (3.5), (3.6), (3.7) ve (3.8)'de açıklamaları ile verilmiştir [9].

Tahmin etmelerde yakın zamanda kullanılan Prophet yönteminin, elektrik enerjisi tahmininde başarısının, ARIMA ve TBATS ile başarı durumlarının kıyaslanması amacıyla Prophet yöntemi çalışmaya dahil edilmiştir.

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

$g(t)$ = Trend model periyodik olmayan değişimleri temsil eder.(Zaman içindeki büyüme)

$s(t)$ = Mevsimsel periyodik değişiklikleri göstermektedir.(Haftalık, aylık, yıllık)

$h(t)$ = Tatil günlerinin etkisindeki bağlar.

$e(t)$ = Model tarafından barındırılmayan kendine özgü değişiklikleri kapsar.

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

C = Taşıma kapasitesi

k = Büyüme oranı

m = Ofset parametresi

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

P = Zaman serisinin sahip olacağı normal dönem.

N = Her t değeri için bir mevsimsellik vektör matrisi oluşturur.

$$h(t)=[(t \in D_1), \dots, (t \in D_L)]K \quad (3.8)$$

D = Geçmiş ve gelecekteki tatil günlerinin kümesi.

K = Tatile tahminde karşılık olan parametre ataması.

3.5. PERFORMANS ÖLÇÜM METRİKLERİ

Düzce ili elektrik tahmin çalışmasında kullanılan modellerin çalışma performanslarını ölçmek için bazı performans ölçüm metrikleri kullanılmıştır. Bu metrikler ile modellerin hata paylarını hesaplayarak hangi modelin daha az hata ile çalışacağı yönünde çıkarımda bulunulmuştur. Performans ölçüm metriği 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. y_t Gerçekleşen değeri, $\hat{y}_t$ tahmin değerini, n ise tahmin sayısını vermektedir. Çizelge 3.2’de performans ölçüm metrikleri formülleri bulunmaktadır [35].

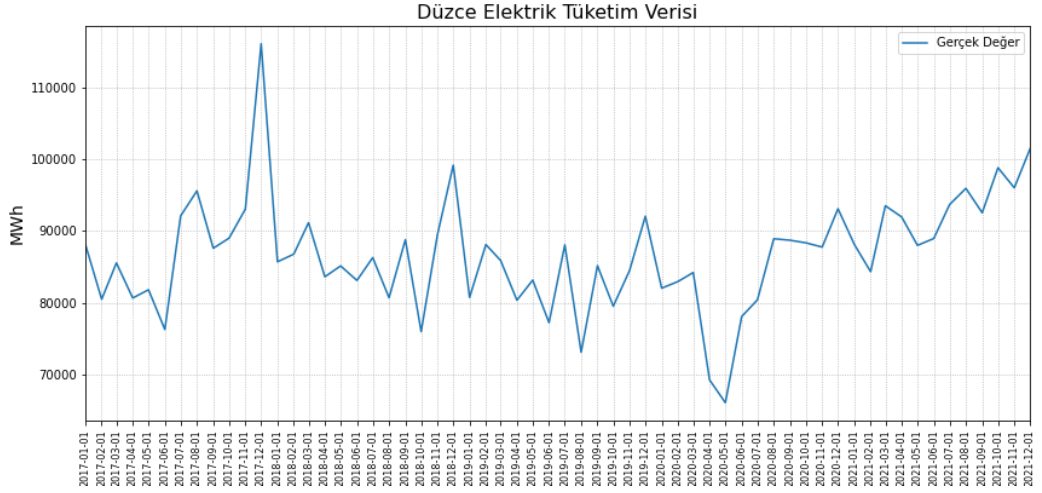
Çizelge 3.2. Performans ölçüm yöntemlerinin formülleri.

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

4. UYGULAMA VE BULGULAR

Bu çalışmada Düzce iline ait 2017 yılından 2021 yılının sonuna kadar aylık veriler üzerinde çalışılmıştır. Veri EPDK (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu) üzerinden yayınlanan “Elektrik Piyasası Aylık Sektör Raporu Listesi” içerisinde paylaşılan aylık sektör raporlar içerisinde “Faturalanan Elektrik Tüketiminin İl ve Tüketici Türü Bazında Dağılımı” tablosundan elde edilmiştir. Toplam 60 adet veri yer almaktadır. Yapılan literatür taraması sonucu çalışmamızda veri setimizin ilk 4 yılını (48 ay) eğitim, son 1 yılını (12 ay) test için kullanıldı [36]. Elektrik tüketim verisi MWh (Megawatt saat) olarak kullanılmıştır. Veri seti üzerinde, veri temizleme işlemi yapılmaya ihtiyaç duyulmamıştır. Yapılan çalışmanın hata payını ölçmek için 3 farklı performans metriği kullandık. Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE) ve Root Mean Squared Error (RMSE) kullanılmıştır.

Düzce iline ait 2017-2021 yılları arası 5 yıllık aylık toplam elektrik tüketim verisi Şekil 4.1’de yer almaktadır. Veri seti incelendiğinde her yıl içerisinde en yüksek elektrik tüketiminin aralık ayı olduğu görülmektedir. Yıllık olarak en düşük elektrik tüketimi ise yıllara göre farklılıklar göstermektedir. 2017 yılı için en düşük elektrik tüketimi haziran ayı iken, 2018 yılı için ekim, 2019 yılı için Ağustos, 2020 yılı için Mayıs ve son olarak 2021 yılı için şubat ayı olarak görülmektedir. 5 yıllık veri içerisinde ise 2020 yılı mayıs ayı en düşük elektrik tüketim seviyesini gösterirken, 2017 Aralık ayı ise en yüksek elektrik tüketimini göstermektedir. Grafikte yatay çizgi zamanı temsil ederken, dikey çizgi ise elektrik tüketim miktarını MWh cinsinden temsil etmektedir.

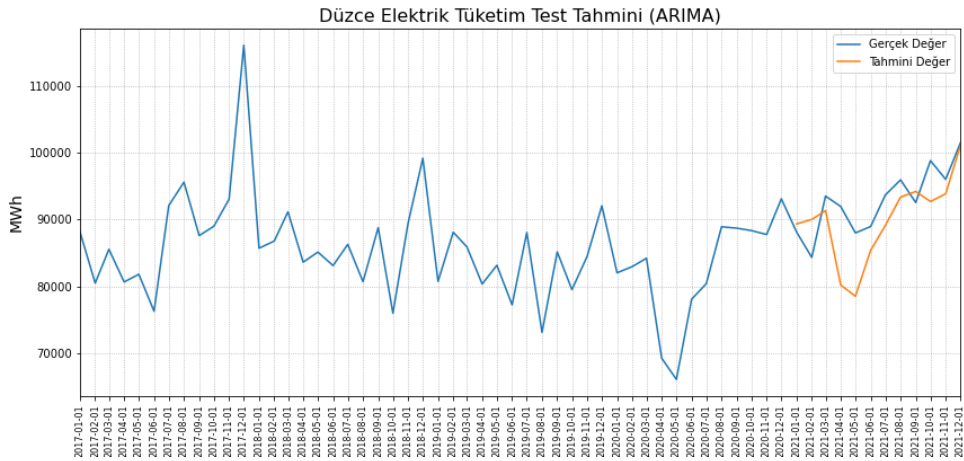


Şekil 4.1. Düzce ili 2017-2021 yılları aylık elektrik tüketim verisi.

4.1. ARIMA YÖNTEMİ

4.1.1. ARIMA Eğitim

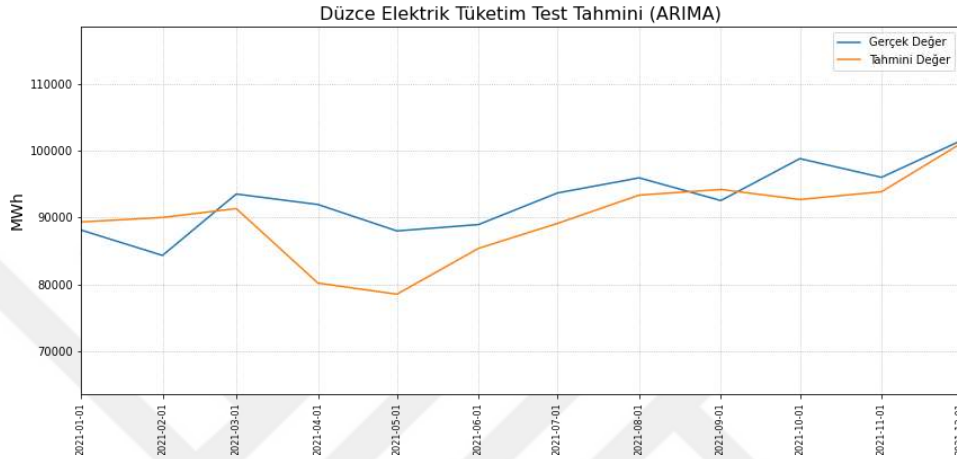
ARIMA ile yapılan test çalışmasının grafiği Şekil 4.2’de gösterilmiştir. Grafik içerisinde 5 yıla ait aylık elektrik tüketim verisini ve son yıla ait ARIMA tahmin sonuçlarını görülmektedir. Grafikte mavi çizgi veri setimizdeki gerçek değerleri temsil etmektedir. Turuncu çizgi ise ARIMA tahmin sonuçlarını temsil etmektedir.



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

ARIMA yönteminin test çalışmasına bakıldığında nisan ve mayıs aylarının diğer aylara kıyasla daha uzak tahminde bulunduğu Şekil 4.3’de gösterilmiştir. Nisan ve mayıs aylarında veri setine bakıldığında düşüş beklenebilir. Ancak düşüş oranının gerçek

değerden daha uzak olmasının nedeni 2020 yılı mayıs ayının eğitim verisi içerisindeki en düşük seviye olması ARIMA yöntemini böyle bir tahmin yapmaya yönlendirmiş olabilir. ARIMA yöntemi incelendiğinde eğitim verisine karşı çok aykırı bir davranışının olmadığı gözlemlenmiştir.



Şekil 4.3. ARIMA yönteminde test ve tahmin verisi.

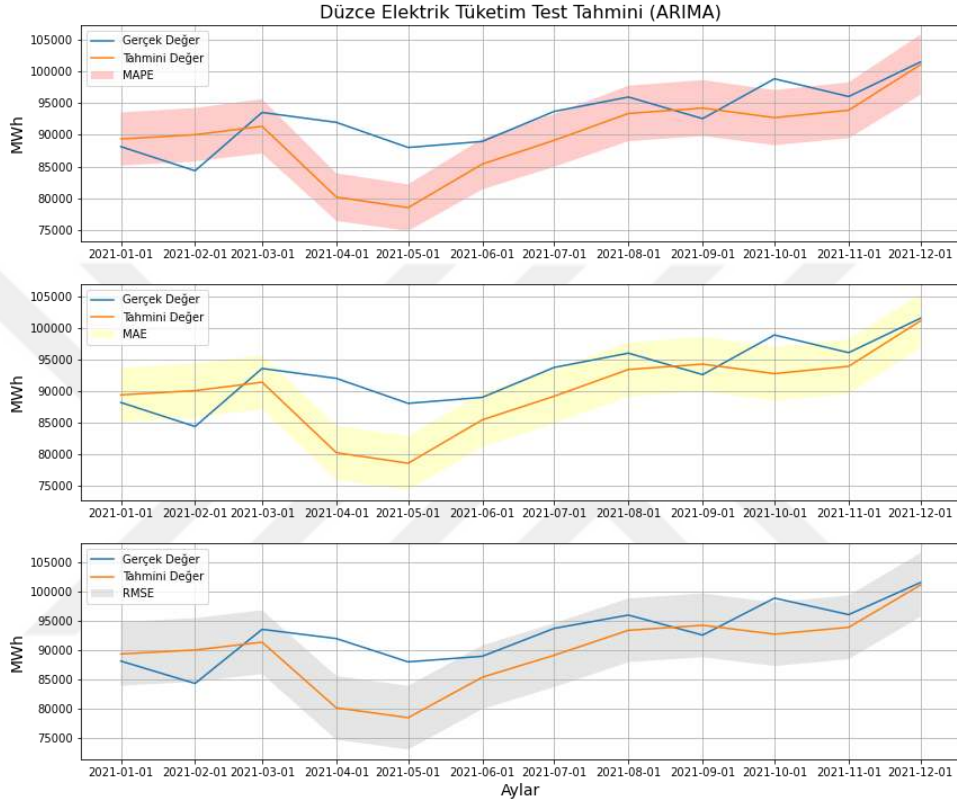
ARIMA yönteminde performans metriklerinin sonuçları Çizelge 4.1’de sayısal olarak yer almaktadır. MAE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 4297,087 MWh hata payı olduğu görülmektedir. RMSE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 5435,201 MWh hata payı olduğu görülmektedir. MAPE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin %4,7 oranında bir hata payı olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.1. ARIMA performans ölçüm metriklerinin sonuçları.

Performans Ölçüm Metriği	Sonuç
MAE (Mean Absolute Error)	4297.087
RMSE (Root Mean Squared Error)	5435.201
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	% 4,7

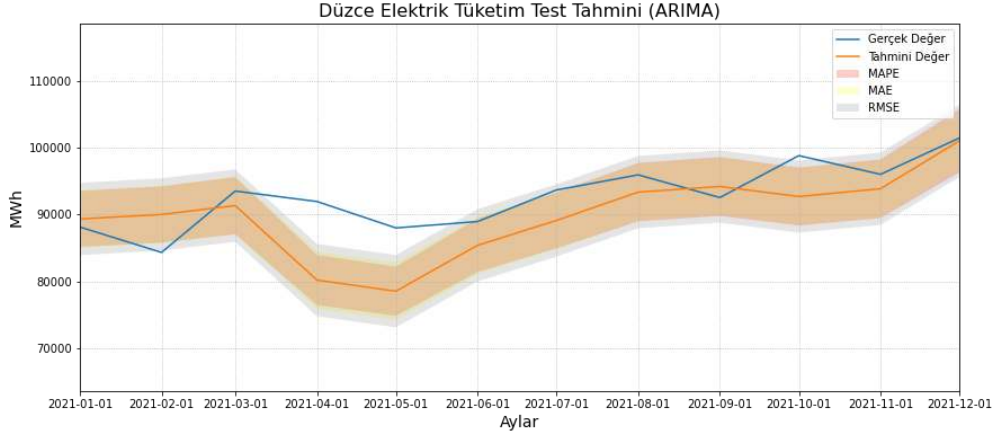
ARIMA yönteminde performans metriklerinin sonuçları Şekil 4.4’de grafik olarak yer almaktadır. Şekil 4.4’de yer alan grafiklerde, tahmin değerleri performans ölçüm metriklerine göre genişletilmiştir. Bu genişletme ile tahmin değerimizin hangi aralıklarda kabul gördüğü görülmektedir. Nisan ve mayıs ayları bütün performans ölçüm metriklerinde sınırların dışında yer almıştır. MAPE ve MAE performans ölçüm

yöntemlerinde şubat ve ekim ayları sınır değerlerinin biraz dışarısında yer almakta ancak RMSE yönteminde şubat ve ekim ayları sınırın çok daha yakınında olduğu gözlemlenmiştir. Bunun sebebi ise RMSE değeri yüksek bir hata payına sahip olmasından kaynaklanmaktadır.



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

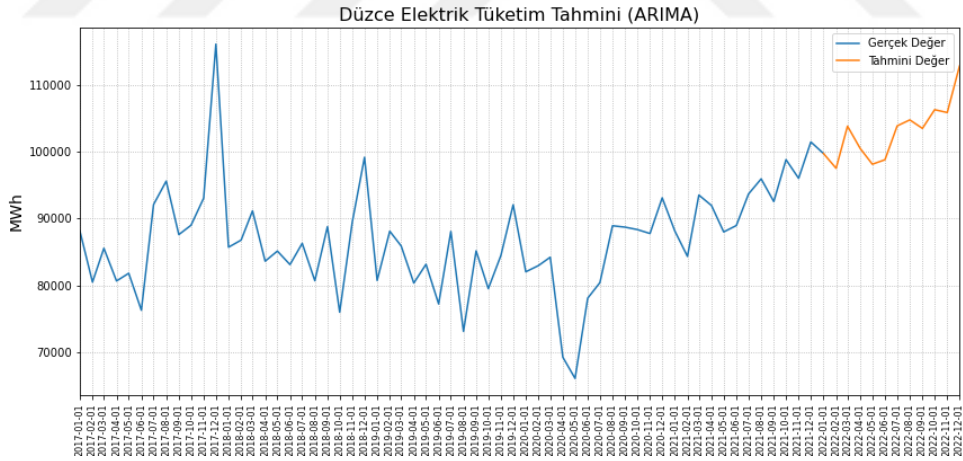
ARIMA yöntemi için 3 farklı performans metriğinin tek grafikte gösterimi Şekil 4.5’de gösterilmektedir. Performans metriği olarak kullanılan MAPE, MAE ve RMSE yöntemlerinin birbirleri arasında büyük farklılık olup olmadığı daha kolay anlaşılması adına tek grafikte yer almaktadır.



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

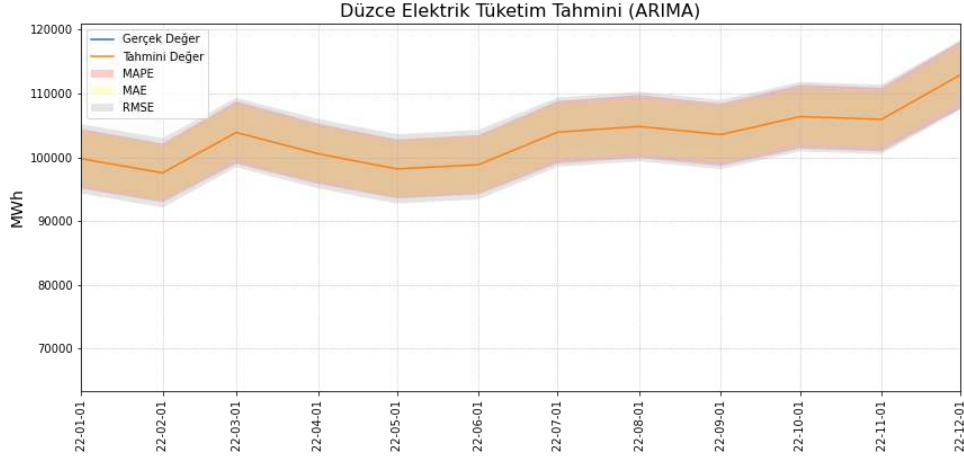
4.1.2. ARIMA Test

ARIMA yöntemi ile 2022 yılının tahmini Şekil 4.6'da görülmektedir. Eğitim veri seti ile bir arada gördüğümüz bu grafiğe baktığımızda harcanan elektrik tüketim miktarının yükselen bir grafik çizdiği gözlemlenmektedir. Ortalama elektrik tüketim miktarının da geçmiş yıllara göre yükseldiği görüntülenmektedir.



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. Yapılan gelecek tahmini için performans metrikleri kadar alt ve üst değerlerde sapma olabilmesi öngörülmektedir.

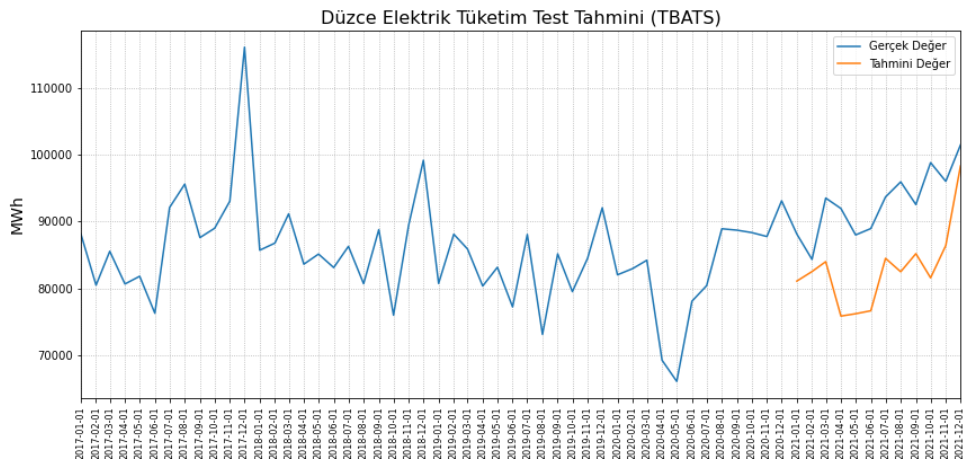


Şekil 4.7. ARIMA yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE performans ölçümleriyle 2022 yılı tahmini.

4.2. TBATS YÖNTEMİ

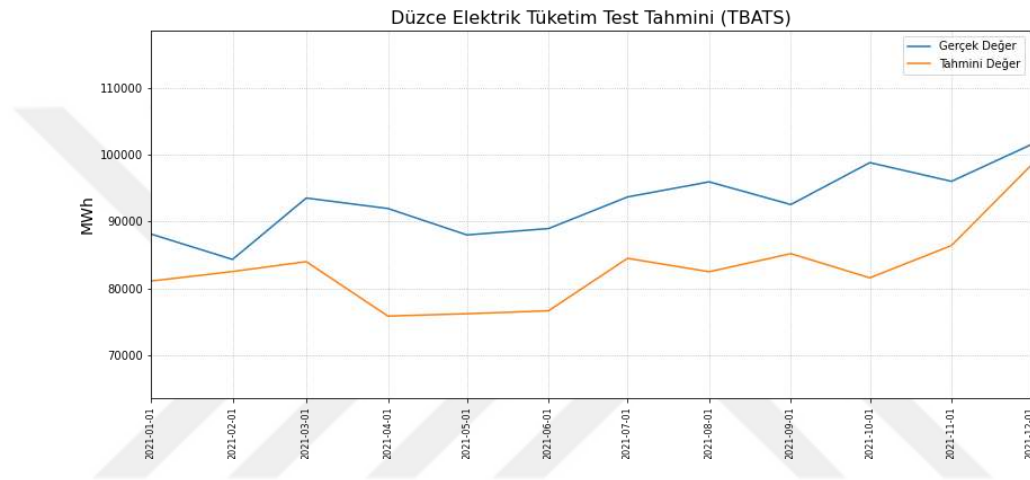
4.2.1. TBATS Eğitim

TBATS ile yaptığımız test çalışmasının grafiği Şekil 4.8’de görülmektedir. Grafik içerisinde 5 yıla ait aylık elektrik tüketim verisini ve son yıla ait TBATS tahmin sonuçlarını görmekteyiz. Grafikte mavi çizgi veri setimizdeki gerçek değerleri temsil etmektedir. Turuncu çizgi ise TBATS tahmin sonuçlarını temsil etmektedir.



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

TBATS yönteminin test çalışmasına baktığımızda gerçek değerlere paralel bir yol izlediği Şekil 4.9'da gözlemlenmiştir. Yılın ilk ve son aylarında gerçek değere daha yakın tahminler yaptığını ancak diğer aylarda gerçek değerlere daha uzak bir tahmin yaptığı görülmektedir. 2021 yılı için bazı aylarda geçmiş yıllara bakıldığında düşüş veya yükseliş ön görülse de gerçek değerde bu durumun tersi sonuçlar gözlemlenmiştir. Ekim ayı 2017 yılı hariç genel olarak kendinden önceki ve sonraki aydan daha düşük bir seviyede olduğu gözlemlense de 2021 yılı için ekim ayı kendinden önceki ve sonraki aya göre daha yüksek bir tüketim değerine sahip olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 4.9. TBATS yönteminde test ve tahmin verisi.

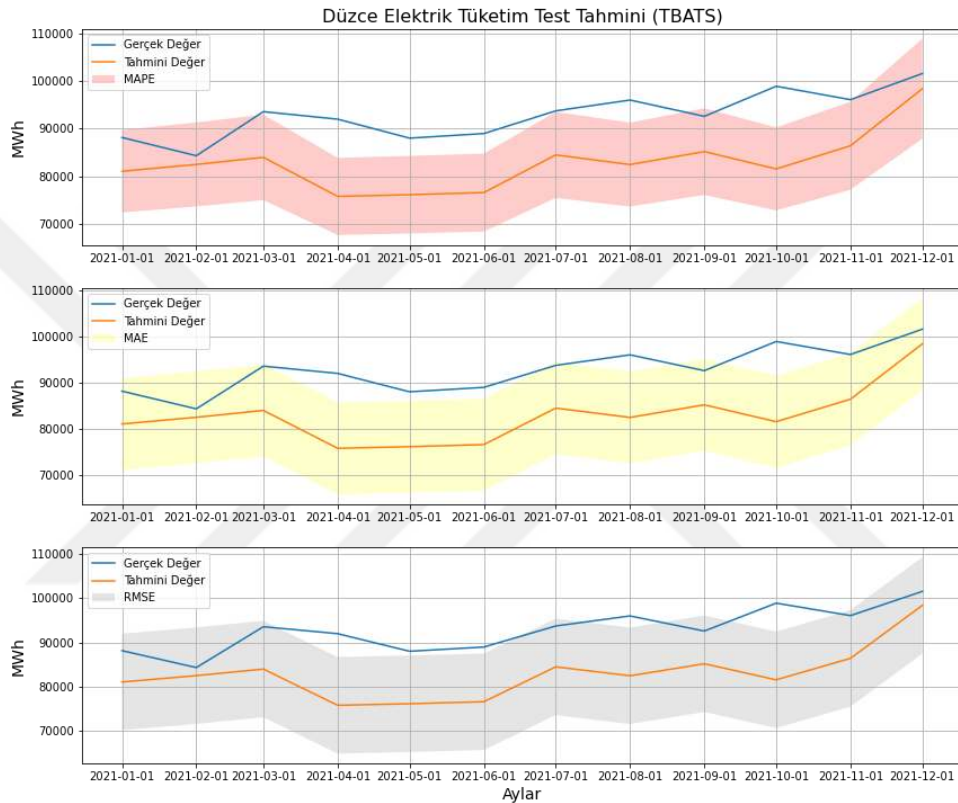
TBATS yönteminde performans metriklerinin sonuçları Çizelge 4.2’de sayısal olarak yer almaktadır. MAE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 9923,259 MWh hata payı olduğu görülmektedir. RMSE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 10894,787 MWh hata payı olduğu görülmektedir. MAPE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin %10,6 oranında bir hata payı olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.2. TBATS performans ölçüm metriklerinin sonuçları.

Performans Ölçüm Metriği	Sonuç
MAE (Mean Absolute Error)	9923.259
RMSE (Root Mean Squared Error)	10894.787
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	%10,6

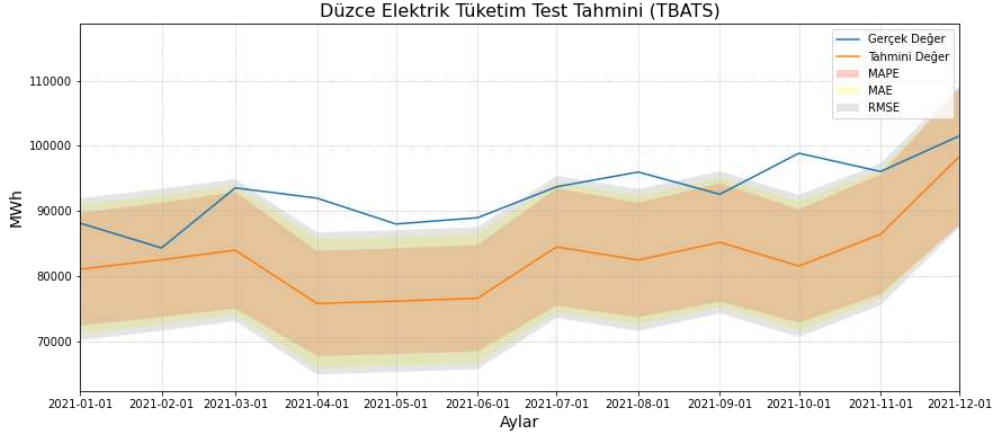
TBATS yönteminde performans metriklerinin sonuçları Şekil 4.10’da grafik olarak yer almaktadır. Şekil 4.10’da yer alan grafiklerde, tahmin değerleri performans ölçüm metriklerine göre genişletilmiştir. Bu genişletme ile tahmin değerimizin hangi aralıklarda

kabul gördüğü görülmektedir. Nisan, mayıs, haziran, ağustos ve ekim ayları bütün performans ölçüm metriklerinde sınırların dışında yer almıştır. MAE performans ölçüm yöntemlerinde temmuz ayı sınır değerlerinin biraz dışarısında yer almakta ancak MAPE ve RMSE yönteminde temmuz ayı sınırın içinde olduğu gözlemlenmiştir. Bunun sebebi ise RMSE değeri yüksek bir hata payına sahip olmasından kaynaklanmaktadır.



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

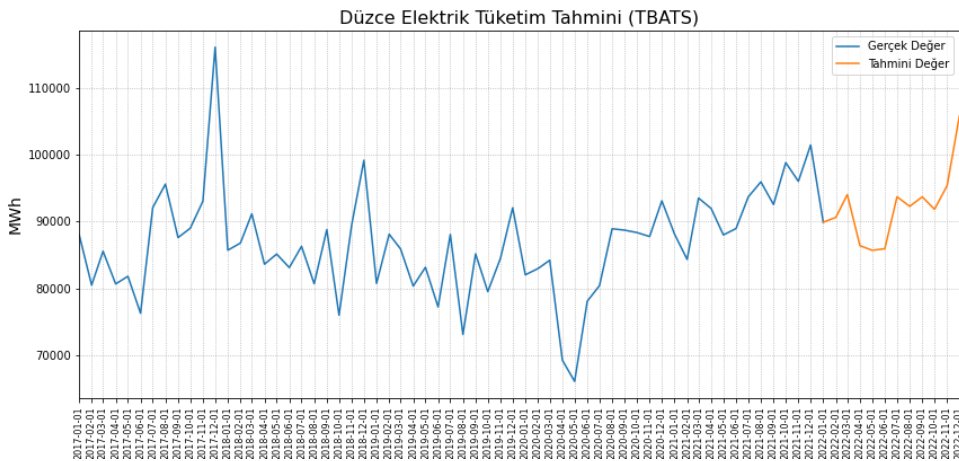
TBATS yöntemi için 3 farklı performans metriğinin tek grafikte gösterimi Şekil 4.11’de görülmektedir. Performans metriği olarak kullanılan MAPE, MAE ve RMSE yöntemlerinin birbirleri arasında büyük farklılık olup olmadığı daha kolay anlaşılması adına tek grafikte yer almaktadır.



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

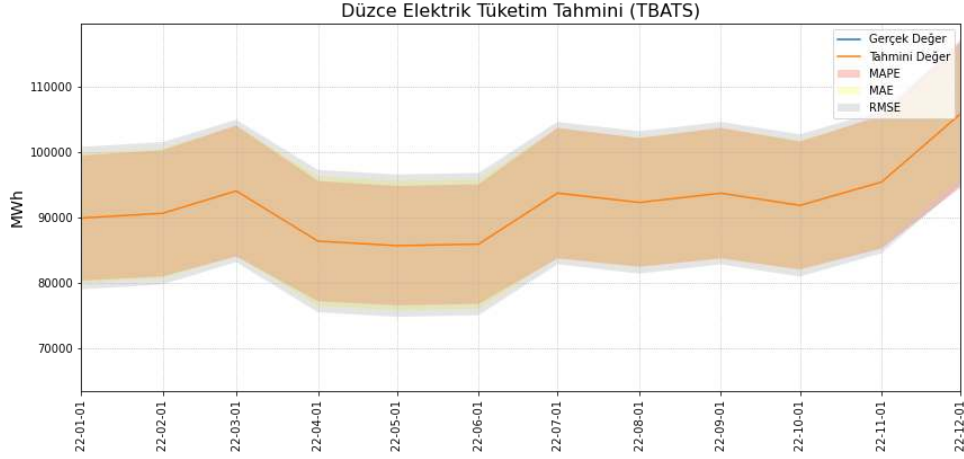
4.2.2. TBATS Test

TBATS yöntemi ile 2022 yılının tahmini Şekil 4.12’de görülmektedir. Eğitim veri seti ile bir arada gördüğümüz bu grafiğe baktığımızda harcanan elektrik tüketim miktarının bir önceki yıla göre azalan ancak yılın son aylarına doğru artan bir grafik çizdiği görülmektedir. 2017-2020 yıllarına göre ortalama olarak daha yüksek bir elektrik tüketimi olacağını ancak 2021 yılına göre daha düşük bir ortalama elektrik tüketimi olacağı ön görülmekte ve görülmektedir.



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. Yapılan gelecek tahmini için performans metrikleri kadar alt ve üst değerlerde sapma olabilmesi öngörülmektedir.

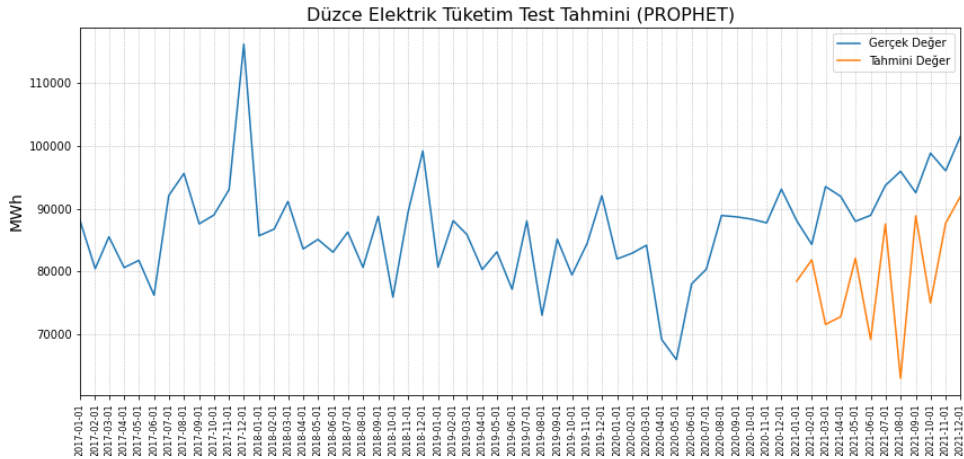


Şekil 4.13. TBATS Yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE performans ölçümleriyle 2022 yılı tahmini.

4.3. PROPHET YÖNTEMİ

4.3.1. Prophet Eğitim

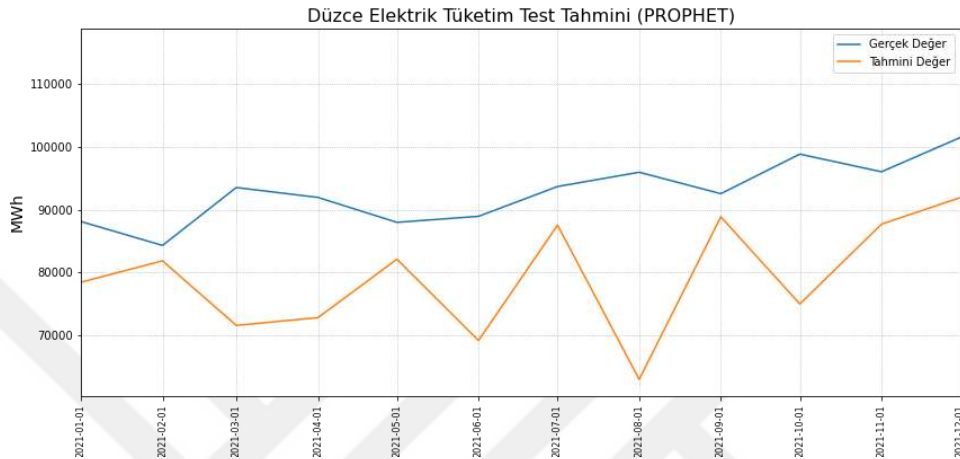
PROPHET ile yaptığımız test çalışmasının grafiği Şekil 4.14’de görülmektedir. Grafik içerisinde 5 yıla ait aylık elektrik tüketim verisini ve son yıla ait PROPHET tahmin sonuçları görülmektedir. Grafikte belirtilen mavi çizgi veri setindeki gerçek değerleri temsil etmektedir. Turuncu çizgi ise PROPHET tahmin sonuçlarını temsil etmektedir.



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

PROPHET yönteminde mart, nisan, haziran, ağustos ve ekim aylarında gerçek değerlerden daha uzak tahminler yaptığını ve genel olarak gerçek değerlere zıt olacak

şekilde azalıp yükseldiği Şekil 4.15’de görülmektedir. Temmuz ayı hariç diğer aylarda yaşanan düşüş ve yükselişe zıt bir tahmin sergilendiği gözlemlenmektedir. Şubat, Mayıs, Temmuz, Eylül, Kasım ve Aralık aylarını gerçek değere yakın tahmin etmiş ancak Ocak, Mart, Nisan, Haziran, Ağustos ve Ekim aylarını gerçek değerden ve önceki yılların ortalamalarına göre daha düşük tahmin etmiştir.



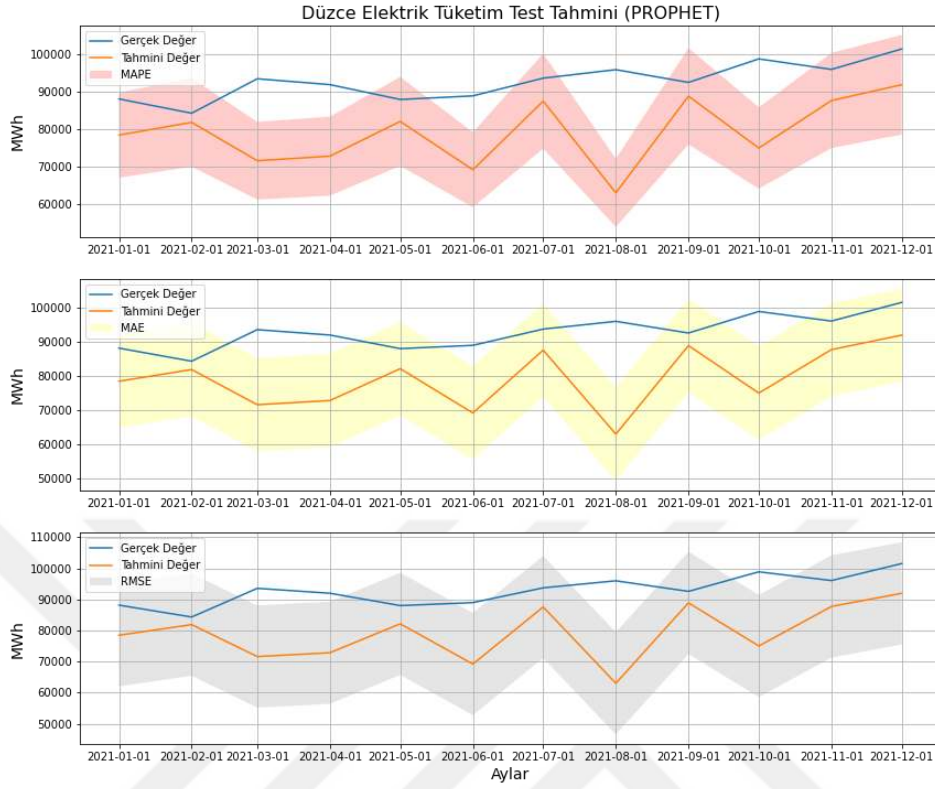
Şekil 4.15. PROPHET yönteminde test ve tahmin verisi.

PROPHET yönteminde performans metriklerinin sonuçları Çizelge 4.3’de sayısal olarak yer almaktadır. MAE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 13625,654 MWh hata payı olduğu görülmektedir. RMSE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin 16445,52 MWh hata payı olduğu görülmektedir. MAPE performans ölçüm yöntemine göre tahmin değerinin %14,5 oranında bir hata payı olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.3. PROPHET performans ölçüm metriklerinin sonuçları.

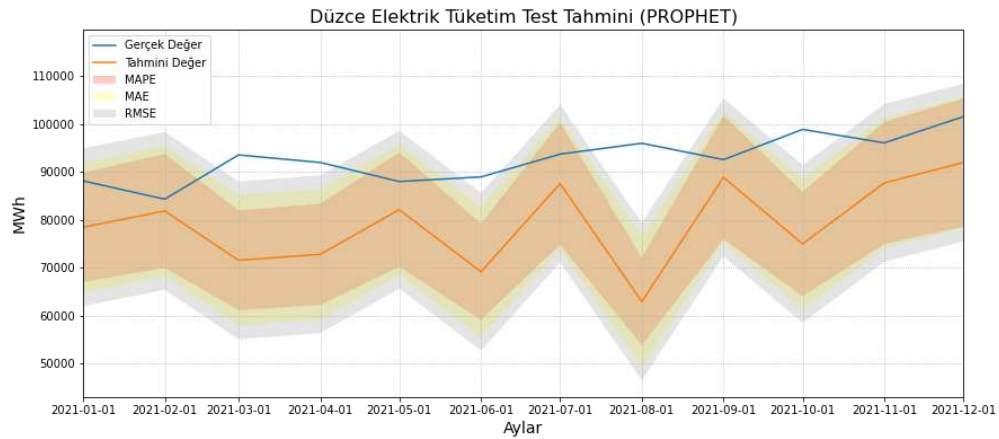
Performans Ölçüm Metriği	Sonuç
MAE (Mean Absolute Error)	13625.654
RMSE (Root Mean Squared Error)	16445.52
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	%14,5

PROPHET yönteminde performans metriklerinin sonuçları Şekil 4.16’da grafik olarak yer almaktadır. Şekil 4.16’da yer alan grafiklerde, tahmin değerleri performans ölçüm metriklerine göre genişletilmiştir. Bu genişletme ile tahmin değerimizin hangi aralıklarda kabul gördüğü görülmektedir. Mart, Nisan, Haziran ve Ekim ayları bütün performans ölçüm metriklerinde sınırların dışında yer almıştır. Sınırların dışında kalan ayların tahmin sonuçlarının da gerçek değerden daha uzak olan aylar olduğu görülmektedir.



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

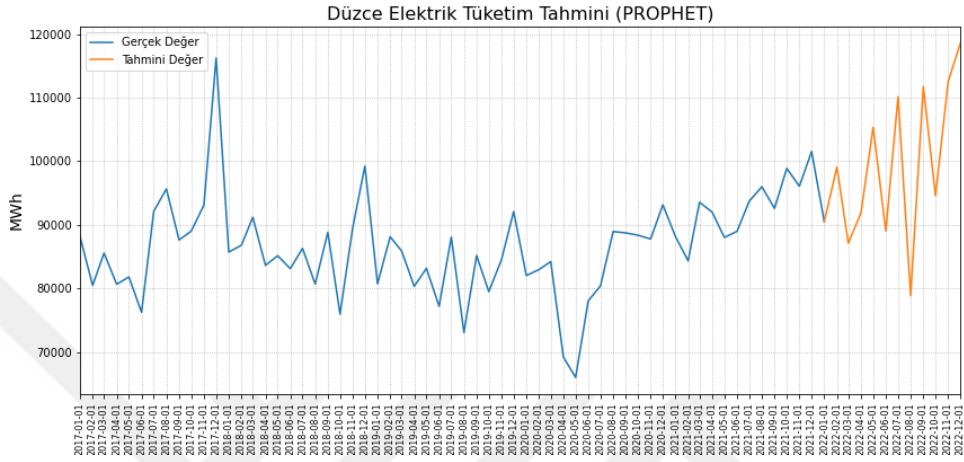
PROPHET yöntemi için 3 farklı performans metriğinin tek grafikte gösterimi Şekil 4.17’de gösterilmektedir. Performans metriği olarak kullanılan MAPE, MAE ve RMSE yöntemlerinin birbirleri arasında büyük farklılık olup olmadığı daha kolay anlaşılması adına tek grafikte yer almaktadır.



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

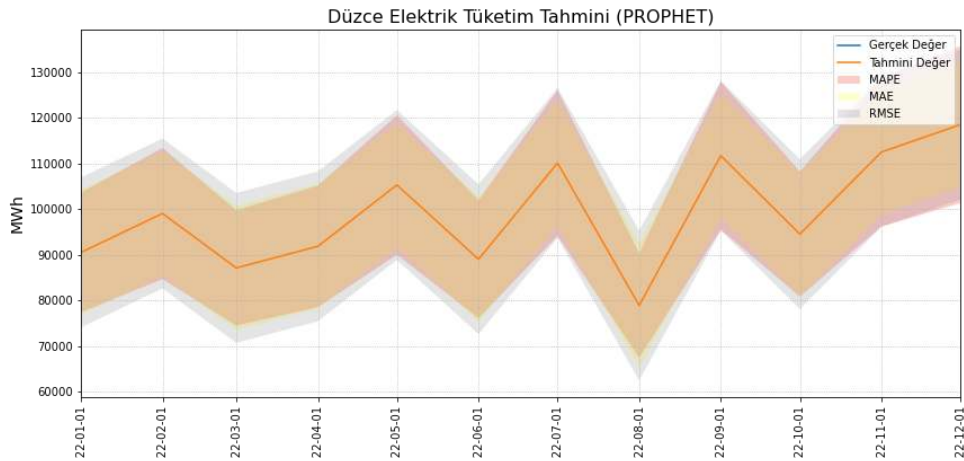
4.3.2. Prophet Test

PROPHET yöntemi ile 2022 yılının tahmini Şekil 4.18’de görülmektedir. Eğitim veri seti ile bir arada gördüğümüz bu grafiğe baktığımızda harcanan elektrik tüketim miktarının önceki aylara oranla bazı aylar düşük bazı aylar yüksek bir tahminde bulunduğunu, genel olarak elektrik tüketim miktarında yükselen bir grafik çizdiği gözlemlenmiştir.



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. Yapılan gelecek tahmini için performans metrikleri kadar alt ve üst değerlerde sapma olabilmesi öngörülmektedir.

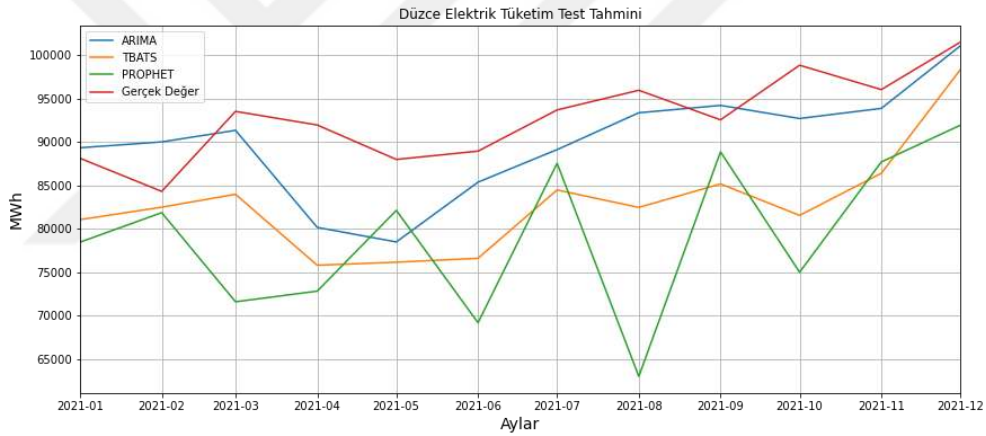


Şekil 4.19. PROPHET yöntemi ile MAPE, MAE ve RMSE performans ölçümleriyle 2022 yılı tahmini.

4.4. YÖNTEMLERİN BİRLİKTE KİYASLANMASI

4.4.1. Genel Eğitim Sonuçları

Çalışmamızda yer alan yöntemlerin test sonuçlarını Şekil 4.20’de görülmektedir. Grafiği yorumlayacak olur isek ARIMA gerçek değere daha yakın bir grafik çizdiği görülmektedir. Şubat ve mayıs aylarının tahmininde PROPHET yönteminin ARIMA yöntemine göre daha yakın tahminde bulunduğu gözlenmiştir. ARIMA yönteminden sonra daha doğru sonuçları TBATS yönteminin verdiği yorumu yapılabilir. Mayıs, Temmuz, Eylül ve Kasım aylarında PROPHET yöntemi TBATS yöntemine göre daha yakın sonuçlar verse de bu aralarındaki farkın az olduğu gözlemlenmektedir. Genel olarak TBATS yönteminin PROPHET yöntemine göre daha iyi olduğu aylarda ise aralarındaki fark daha fazla olduğu gözlemlenmektedir.



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

Çizelge 4.4’de ise çalışmamızda yer alan 3 yöntemin sayısal sonuçları gösterilmektedir. Kalın olarak işaretlenmiş değerler gerçek değere daha yakın olan değerleri temsil etmektedir. Kalın olarak işaretlenen değerlerde ilgili yöntemin ilgili ay içerisinde gerçek değere en yakın sonucu verdiği yorumu yapılmaktadır. Buradan yola çıkarak çalışmamız içerisinde genel olarak ARIMA yöntemini başarılı kabul ederken, şubat ayı için TBATS yöntemini, mayıs ayı içinde Prophet yöntemini en uygun yöntem olarak kabul edebiliriz.

Çizelge 4.4. ARIMA, TBATS ve PROPHET test tahmin sonuçlar tablosu.

Tarih	ARIMA	TBATS	PROPHET	GERÇEK DEĞER
2021-01	89357.13	81071.61	78467.83	88147.65
2021-02	90031.46	82503.85	81878.23	84328.87
2021-03	91367.66	83992.16	71598.21	93552.43
2021-04	80173.52	75809.96	72825.78	91981.37
2021-05	78498.17	76163.85	82137.48	88008.95
2021-06	85392.79	76612.0	69185.29	88968.11
2021-07	89141.73	84492.05	87571.22	93716.8
2021-08	93390.4	82474.76	62993.36	95986.83
2021-09	94242.16	85193.81	88888.66	92574.79
2021-10	92730.5	81559.52	75004.49	98874.87
2021-11	93898.28	86416.61	87720.35	96064.26
2021-12	101109.33	98370.01	91960.54	101534.38

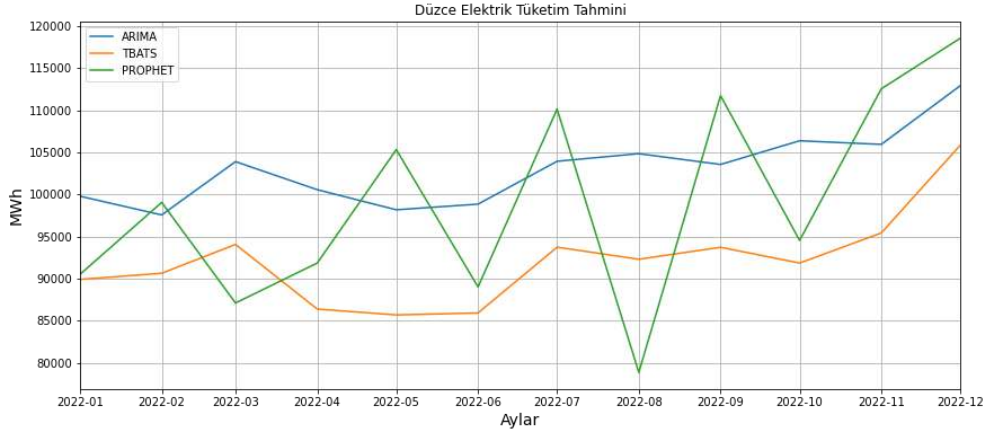
Çizelge 4.5’de ölçüm metriklerinin 3 yöntem üzerindeki sonuçları görülmektedir. MAE, RMSE ve MAPE performans ölçüm yöntemlerinin hepsinde ARIMA en iyi sonucu en az hata payı ile vermektedir. ARIMA modelinden sonra en iyi 2. model TBATS iken en kötü sonucu veren yöntem ise PROPHET olmuştur. ARIMA modeli bu çalışmamızda TBATS yönteminden yaklaşık 2 kat, PROPHET yönteminden ise yaklaşık 3 kat daha iyi sonuç vermiştir.

Çizelge 4.5. Ölçüm metrikleri ve yöntemlerin sonuçları.

Ölçüm Metrikleri	ARIMA	TBATS	PROPHET
MAE	4297.087	9923.259	13625.654
RMSE	5435.201	10894.787	16445.52
MAPE	% 4,7	%10,6	%14,5

4.4.2. Genel Test Sonuçları

Çalışmamızda kullandığımız 3 yöntemin 2022 yılı tahminini Şekil 4.21’de bir arada görülmektedir. ARIMA ve TBATS kendi aralarında bir paralellik sağlarken PROPHET yönteminin daha değişken yapıda tahminler yaptığı gözlemlenmektedir. Eğitim test çalışmasında TBATS yönteminin şubat ayında daha iyi sonuç vermesi, PROPHET yönteminin de mayıs ayında daha iyi sonuç vermesi nedeniyle gelecek tahmini yapılırken hibrit bir model geliştirilebilir. Aylık olarak en iyi sonucu vermiş yöntemlere göre 3 modelin sonuçları bu doğrultuda hibrit olarak tercih edilebilir.



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

Çalışmamızda kullandığımız 3 yöntemin 2022 yılı elektrik tüketim tahminlerinin sayısal değerleri

Çizelge 4.6’da görülmektedir. Koyu renkli olan değerler en yüksek değerleri altı çizili olan değerler ise en düşük değerleri temsil etmektedir. Bu sonuçların daha sağlıklı sonuçlar verebilmesi için daha fazla veri ile çalışılması daha uygun sonuçlar verecektir. Öneri olarak, veri setini çeşitlendirmek tahmin sonuçlarını daha doğru kılacaktır. Örnek veri çeşitliliği olarak gayri safi yurt içi hâsıla (GSYİH), hava sıcaklığı ve nüfus artışı örnek gösterilebilir.

Çizelge 4.6. ARIMA, TBATS ve PROPHET Test tahmin sonuçlar tablosu.

Tarih	ARIMA	TBATS	PROPHET
2022-01	99797.39	89919.37	90511.67
2022-02	97573.62	90648.2	99065.91
2022-03	103904.72	94073.99	87115.16
2022-04	100572.8	86396.45	91861.93
2022-05	98185.66	85700.16	105325.69
2022-06	98857.94	85933.77	89022.24
2022-07	103946.36	93744.73	110145.98
2022-08	104848.27	92310.98	78873.8
2022-09	103568.01	93734.47	111740.34
2022-10	106380.2	91859.99	94545.38
2022-11	105953.28	95435.13	112550.17
2022-12	112931.24	105867.37	118567.95

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Düzce ili için elektrik talep tahmini çalışması yapılmıştır. Düzce ili üzerinde talep tahmini yapmamızın nedeni; Literatür çalışmamızın sonucunda Düzce ili için elektrik talep tahmini yapılmaması, sanayi olarak yoğun bir il olması ve nüfus olarak artan bir nüfusa sahip olması. Düzce ilini seçmemize neden olmuştur. EPDK sitesi üzerinden yayınlanan Elektrik Aylık Sektör Raporları üzerinden alınmıştır. Veri 2017 yılından 2021 yılı aralık ayına kadar aralık ayı dahil olmak üzere Düzce aylık elektrik tüketim verileri alınmıştır. Toplamda 60 adet veri bulunmaktadır. Veri setimiz içerisinde aylık tüketilen toplam elektrik miktarı MWh cinsinden verilmiştir. Veri seti temiz bir veri seti olup, boş değerler içermemektedir.

Düzce ili için Elektrik talebinin ön tahmininin olmaması, elektrik enerjisinin talebe göre elde edilmesi sağlanmasının tasarruf sağlaması ve gereksiz harcamaların önüne geçileceği düşüncesiyle, elektrik enerjisi talep tahminlemesi gerçekleştirmesi amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda literatür taramaları yapılmıştır. Bu araştırmalar sonucunda; ARIMA ve TBATS yönteminin sıklıkla kullanıldığını gözlemlenmiştir. Bu nedenle ARIMA ve TBATS yöntemleri kullanılmıştır. Prophet yöntemi ise diğer yöntemlere göre daha yeni bir yöntem olması ve bu olanda pek kullanılmaması nedeniyle ek bir yöntem olarak tercih edilmiştir. Veri setinin ilk 4 yılı (48 ay) eğitim için ayrılmış olup, 5.yılı (12 ay) test için belirlenmiştir. Literatürde kabul görmüş bir oran olan eğitim test oranı, %80 eğitim ve %20 test olarak belirlenmiştir. Bu oran farklı oranların üzerinde çalışılarak daha iyi sonuçlar elde edildiği için seçilmiştir.

Bu çalışma doğrultusunda; ARIMA yönteminin başarılı sonuç verdiği görülmektedir. Yapılan literatür çalışmasında Babu ve arkadaşlarının yapmış olduğu çalışma gibi farklı makine öğrenmesi yöntemleri denenerek aralarında en iyi sonucu veren yöntemlere göre hibrit sistem oluşturulup aylık tahminde hangi aylarda hangi yöntem başarılı olduysa o yöntemin tahmin sonucu daha doğru kabul edilebilir. Düzce ili için yapılan tahminlemeler sonucunda elektrik enerjisinin talebinde artış olacağını görmekteyiz. Bu artış tahmini baz alınarak enerji sağlandığı takdirde doğru miktarda elektrik enerjisi ihracatı yapılması veya üretilmesi hedeflenmektedir. Düzce ili sanayi bölgesi olması nedeniyle elektrik enerjisi büyük önem arz etmektedir. Enerjinin yetersiz kalması durumları maddi anlamda büyük tehlike arz edebilmektedir. Bu tahminleme ile Düzce ili için elektrik enerjisi dağıtımı

yapan firmalar yol gösterici nitelikte kullanılabilir. Talep edilecek olan elektrik miktarı doğru oranda talep edilmesi sağlanabilir.

Bu çalışmamda veri miktarının az ve aylık olması veri setinin eğitimini zorlaştırmıştır. Veri setinin günlük elektrik tüketimi gibi daha detaylı olması daha detaylı bir tahmin yapma olanağı sağlayacaktır. Elektrik enerjisi uzun süreli depolanamadığı için aylık olarak tahmin edilmesi öngörü için planlama yapmaya olanak tanıyabilir ancak tam anlamıyla doğru bir yöntem olmayacaktır. Elektrik üretimi ve ihracatı günlük olarak gerçekleşmektedir. Tahmin yapılması aşamasında daha farklı parametreler modele dahil edilerek modeli daha iyi çalışır bir noktaya getirebilir. Örneğin; Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, sıcaklık ve nüfus artış oranı gibi elektrik enerjisi tüketimine etki edebilecek parametreler ile daha kompleks bir model oluşturulabilir. Çalışmamızda kullandığımız yöntemlerden farklı yöntemler ile çalışıp bizim çalışmamızda en iyi sonucu veren ARIMA yöntemi ile kıyaslama yapılarak daha iyi bir yöntem araştırması yapılabilir.



6. KAYNAKLAR

- [1] Ö. Demirel, A. Kakilli, M. Tektaş, “ANFIS ve ARMA modelleri ile elektrik enerjisi yük tahmini”, *Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Dergisi*, cc. 25, sayı 3, ss. 601-610, 2010.
- [2] S. Tzafestas, E. Tzafestas, “Computational Intelligence Techniques for Short-term Electric Load Forecasting”, *Journal of Intel Robot Systems*, ss. 7–68, 2001.
- [3] Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu. Erişim Adresi: <https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/3-0-23-3/elektrikaylik-sektor-raporlar> (12.04.22)
- [4] M. O. Hengirmen, “Comparison of Three Forecast Methods for Power Demand in Gaziantep”, *ELECO'99*, ss. 185-188, Bursa, 1999.
- [5] H. Ceylan, H. K. Öztürk, “Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach”, *Energy Conversion and Management*, cc. 45, sayı 15-16, ss. 2525 – 2537, 2004.
- [6] H. Oğurlu, “Matematiksel Modelleme Kullanarak Türkiye’nin Uzun Dönem Elektrik Yük Tahmini”, Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Selçuk Üniversitesi, Konya, 2011.
- [7] H. Balcı, İ. Esener Işıklı, M. Kurban, “Regresyon Analizi Kullanılarak Kısa Dönem Yük Tahmini”, *ELECO'2012 Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu*, ss. 796-801, Bursa, 2012.
- [8] Ö. Gültekin, “Bursa İli Orta Dönem Elektrik Talep Tahmini”, Yüksek Lisans Tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Fen Bilimleri Enstitüsü, Dumlupınar Üniversitesi, Bursa, 2009.
- [9] S. J. Taylor ve B. Letham, “Prophet: forecasting at scale” *The American Statistician, Special Issue on Data Science*, cc. 72, sayı 1, 2017.
- [10] S. E. Seker, C. Mert, K. Al-Naami, N. Ozalp ve U. Ayan, “Time Series Analysis on Stock Market for Text Mining Correlation of Economy News”, *International Journal of Social Sciences and Humanity Studies*, cc. 6, sayı 1, ss. 69–91, 2013.

- [11] G. Bontempi, S. B. Taieb ve Y. A. Le Borgne, “Machine Learning Strategies for Time Series Forecasting”, *European Business Intelligence Summer School*, ss. 62–77, 2012.
- [12] R. J. Hyndman, G. Athanasopoulos, “Forecasting: Principles and Practice” OTexts: Melbourne, Australia, Eriřim Adresi: <http://otexts.org/fpp2/index.html> (10.01.2023).
- [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, 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] C. N. Babu, B. E. Reddy, “A Moving-average Filter Based Hybrid ARIMA–ANN model for forecasting time series data”, *Applied Soft Computing*, cc. 23, ss. 27–38. 2014.
- [18] 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.
- [19] O. Çoban, C. C. Özcan, “Sektörel Açından Enerjinin Artan Önemi: Konya İli İçin Bir Doğalgaz Talep Tahmini Denemesi”, *SÜ İİBF Sosyal ve Ekonomik Arařtırmalar Dergisi*, cc. 11, sayı 22, ss. 85-106, 2011.

- [20] A. Adedokun, “Nigeria electricity forecast and vision 20: 2020: Evidence from ARIMA Model”, *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, cc. 11, sayı 11, ss. 1027-1034, 2016.
- [21] N. J. Voss, T. H. M. Rientjes, “Constraints of Artificial Neural Networks for Rainfall-runoff Modelling: Trade-offs in Hydrological State Representation and Model Evaluation”, *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, cc. 9, sayı 1/2, ss. 111-126, 1995.
- [22] A. G. Parlos, E. Oufi, J. Muthusami, A. D. Patton, A. F. Atiya, “Development of an Intelligent Long-term Electric Load Forecasting System”, *Proc. Intl. Conf. on Intelligent Systems Applications to Power Systems*, ss. 288-292, 1996.
- [23] A. Tokgöz, G. Ünal. “Recurrent Neural Network Based Approaches for Electricity Consumption Forecasting”, Yüksek Lisans Tezi, Bilgisayar Mühendisliği Programı, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul Teknik Üniversitesi, Haziran 2018.
- [24] F. A. Alturki, “A Fuzzy Neural Approach for Forecasting Peak Power Demands”, *J. King Saud Univ., Eng. Sci.*, cc. 14, sayı 1, ss. 29-40, 2000.
- [25] A. O. Solak, “Türkiye’nin Toplam Petrol Talebi ve Ulaştırma Sektörü Petrol Talebinin Arama Modeli ile Tahmin Edilmesi”, *Süleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences*, cc. 18, sayı 3, ss. 131-142, 2013.
- [26] A. Soy Temür, “İşletmelerin Satış Bütçelerinin Oluşturulmasında ARIMA, LSTM ve Hibrit Modellerin Karşılaştırılması: Üretim İşletmesi Örneği”, Doktora Tezi, İşletme Enstitüsü, Sakarya Üniversitesi, 2019.
- [27] S. Tanışman, A. A. Karcıoğlu, A. Uğur, H. Bulut, “LSTM Sinir Ağı ve ARIMA Zaman Serisi Modelleri Kullanılarak Bitcoin Fiyatının Tahminlenmesi ve Yöntemlerin Karşılaştırılması”, *European Journal of Science and Technology*, sayı 32, ss. 514-520, 2021.
- [28] O. Seveli, 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.

- [29] E. Erdoğan, “Electricity Demand Analysis Using Co-integration and ARIMA Modeling: a Case Study of Turkey”, *Energy Policy*, cc. 35, sayı 2, ss. 1129–1146, 2007.
- [30] O. Kaynar, S. Taştan, “Zaman Serisializinde Mlp Yapay Sinir Ağları ve Arıma Modelinin Karşılaştırılması”, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, cc. 0, sayı 33, ss. 161-172, 2009.
- [31] 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.
- [32] 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.
- [33] O. A. Karabiber, G. Xydis, “Electricity Price Forecasting in the Danish Day-Ahead Market Using the TBATS, ANN and ARIMA Methods”, *Energies*, cc. 12, sayı 5, 2019.
- [34] 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.
- [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 : HAMDİ AYKAŞ

Yabancı Dili : İngilizce

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Düzce Üniversitesi	2023
Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Düzce Üniversitesi	2020
Lise	Bilgisayar Programcılığı	Ümraniye Endüstri Teknik Meslek Lisesi	2014

YAYINLAR

Aykaç, H. and Düzdar Argun, İ., “Electricity Energy Demand Forecasting for Duzce”, *1st International Computer Science, Engineering and Information Technology Congress (ICSITY 2022)*, pp. 71-78, ISBN: 978-625-8284-23-2, 2022